

# Jurnal Informatika Terpadu

Volume 11 No. 1, Maret 2025



## Jurnal Informatika Terpadu

**Jurnal Informatika Terpadu** memuat jurnal ilmiah di bidang Ilmu Komputer, Sistem Informasi dan Teknik Informatika. Jurnal Informatika Terpadu diterbitkan oleh LPPM STT Terpadu Nurul Fikri dengan periode dua kali dalam setahun, yakni pada bulan Maret dan September. Jurnal Informatika Terpadu Telah terakreditasi nasional Sinta 5 sesuai dengan SK Nomor 105/E/KPT/2022 yang dikeluarkan oleh Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset dan Teknologi.

### Ketua Penyunting (*Editor-in-chief*)

Dr. Sirojul Munir, S.Si., M.Kom.  
STT Terpadu Nurul Fikri

### Dewan Penyunting (*Editorial Board Member*)

Hilmy Abidzar Tawakal, S.T., M.Kom.  
STT Terpadu Nurul Fikri

Tiffany Nabarian, S.Kom., M.T.I.  
STT Terpadu Nurul Fikri

Suhendi, S.T., M.MSI.  
STT Terpadu Nurul Fikri

Zaki Imaduddin, S.T., M.Kom.  
STT Terpadu Nurul Fikri

Ahmad Rio Ardiansyah, S.Si., M.Si.  
STT Terpadu Nurul Fikri

Ulva Elviani, S.Kom., M.T  
Universitas Pendidikan Indonesia

Dr. Ali Khumaidi, S.Kom., M.Kom  
Universitas Bina Insani

Kiki Ahmad Baihaqi, M.Kom.  
Universitas Buana Perjuangan

### Mitra Bestari (*Reviewer*)

Ahmad Jurnaidi Wahidin, M.Kom  
Universitas Bina Sarana Informatika

Firdha Aprilyani, S.Kom., M.Kom.  
STMIK Antar Bangsa

Chairun Nas, S.Kom., M.Kom  
Universitas Insan Cendekia

Muchlis, M.Kom.  
STMIK Antar Bangsa

Wiwit Supriyanti, M.Kom.  
Politeknik Indonusa Surakarta

Agus Prasetyo M, S.E., M.M.  
STT Terpadu Nurul Fikri

Krisna Panji, S.Kom., M.M.  
STT Terpadu Nurul Fikri

F Rachmat Kautsar, S.Tp., M.E.  
STT Terpadu Nurul Fikri

Davied Wahyu W., S.Kom., M.M.  
STT Terpadu Nurul Fikri

Tri Mukhlison Anugrah, S.E., M.M.  
STT Terpadu Nurul Fikri

Alusyanti Primawati, M.Kom  
Universitas Indraprasta PGRI

Betty Amalia, S.E., M.M.  
STT Terpadu Nurul Fikri

Alwendi, S.Kom, M.Kom  
Universitas Graha Nusantara

Bambang Riono Arsad, S.Kom., MMSI.  
Universitas Pancasila

Dr. Hendra Cipta, S.Pd.I., M.Si  
Universitas Islam Negeri Sumatera  
Utara

Mamok Andri Senubekti, M.Kom.  
Universitas Teknologi Digital

Fajar Mahardika, S.Kom., M.Kom.  
Politeknik Negeri Cilacap

### Penyunting Pelaksana (*Assistant Editors*)

Muh Syaiful Romadhon, S.Kom., M.Kom.  
STT Terpadu Nurul Fikri

Miftahussa'adah Putri Siddiq, S.Kom.  
STT Terpadu Nurul Fikri

Hilmia Zahra, S.T.  
STT Terpadu Nurul Fikri

Fasyikhatun Maidah, S.Kom  
STT Terpadu Nurul Fikri

Jurnal Informatika Terpadu telah ter indeks oleh Google Scholar, Index Copernicus International, SINTA, dan Garuda. Tanggung jawab isi artikel berada di penulis bukan pada penerbit atau editor.

### Diterbitkan oleh:

LPPM STT Terpadu Nurul Fikri

### Alamat Redaksi dan Distribusi:

Kampus B STT Terpadu Nurul Fikri lantai 3

Jl. Lenteng Agung Raya 20, Jakarta Selatan, DKI Jakarta, 12640

Telp. 021 – 786 3191

Email: [lppm@nurulfikri.ac.id](mailto:lppm@nurulfikri.ac.id)

Website: <https://journal.nurulfikri.ac.id/index.php/jit/> dan [lppm.nurulfikri.ac.id](http://lppm.nurulfikri.ac.id)

**Jurnal Informatika Terpadu**  
**Volume 11 No. 1, Maret 2025**

---

**Daftar Isi**

<b>Penerapan Algoritma <i>Naive Bayes</i> dalam Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi KitaLulus di Google Play Store</b>	<b>1</b>
Dina Siti Nurrochmah, Nining Rahaningsih, Raditya Danar Dana, Cep Lukman Rohmat	
<b>Implementasi Algoritma <i>K-Means</i> untuk Pengelompokan Kecamatan Berdasarkan Produktivitas Tanaman Padi di Kabupaten Cirebon</b>	<b>12</b>
Rosa Rosiana, Willy Priharton, Fathurrohman	
<b>Pengembangan Sistem Informasi Presensi Berbasis <i>Global Positioning Systems</i> dan <i>Location-Based Service</i></b>	<b>20</b>
Prabowo Budi Utomo, Dona Wahyudi, M Mujiono	
<b>Analisis Faktor yang Memengaruhi Adopsi Aplikasi No Thanks dalam Mendukung Gerakan BDS terhadap Israel</b>	<b>29</b>
St. Nurmuhcina, Nuranisah, Maryam Hasnaa' Syamila, Muhammad Sayyid Ramadhan, Tifanny Nabarian	
<b>Implementasi Algoritma <i>Long Short-Term Memory</i> pada Isu Kenaikan Uang Kuliah Tunggal terhadap Minat Kuliah Mahasiswa</b>	<b>37</b>
Muhammad Saharullah Raiya, Muhammad Raihan Putra Khamil, Nur Fadillah, Rizal Adi Saputra	
<b>Analisis <i>Service Dominant Logic</i> Komunikasi Manusia vs <i>Chatbot</i> di Angkasa Pura Bandara Adi Soemarmo</b>	<b>44</b>
Gladys Berlian Sulistya, Yune Andryani Pinem	
<b>Analisis Sentimen Aplikasi SeaBank dengan Algoritma <i>Naive Bayes</i> untuk Optimalisasi Pelayanan</b>	<b>55</b>
Niken Zeliana Putri, Martanto, Arif Rinaldi Dikananda, Ahmad Rifa'i	
<b>Rancang Bangun Aplikasi Sistem Gudang Berbasis Web Menggunakan <i>Framework</i> Laravel dengan <i>Agile Development</i> Studi Kasus pada PT XYZ</b>	<b>63</b>
Abdullah Azzam Robbani, Bambang Harie Wiyono, Imam Haromain	
<b>Penerapan <i>UI/UX Design</i> pada <i>Website</i> Pet Care Berbasis Metode <i>Design Thinking</i></b>	<b>72</b>
Ahmad Hudzaifah, Reza Maulana	
<b>Pengaruh <i>Sales Promotion</i> dan <i>Live Streaming</i> terhadap <i>Impulse Buying</i>: Studi Kasus Produk Febtatto di Shopee</b>	<b>78</b>
Mega Agustin Azzahra, Salman Fathy Shiroth, Edi Wibowo	



## PENERAPAN ALGORITMA *NAIVE BAYES* DALAM ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI KITALULUS DI GOOGLE PLAY STORE

Dina Siti Nurrochmah<sup>1</sup>, Nining Rahaningsih<sup>2</sup>, Raditya Danar Dana<sup>3</sup>, Cep Lukman Rohmat<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

<sup>2</sup> Program Studi Komputerisasi Akutansi, STMIK IKMI Cirebon

<sup>3</sup> Program Studi Manajemen Informatika, STMIK IKMI Cirebon

<sup>4</sup> Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak, STMIK IKMI Cirebon

Kota Cirebon, Jawa Barat, Indonesia 45143

dinasitinurrochmah@gmail.com, niningr157@yahoo.co.id, radith\_danar@yahoo.com, ceplukmanrohmat@gmail.com

### Abstract

*Online job search applications are proliferating and are crucial for job seekers in Indonesia. As seen in Google Play Store reviews, KitaLulus, a leading platform, faces technical issues, unresponsive services, and limited job postings. This study analyzes user sentiment using the Naive Bayes algorithm. Data was collected from 1,000 reviews through web scraping between September and November 2024. The pre-processing steps included text cleaning, tokenization, stopword removal, and stemming. It classified reviews into positive, neutral, and negative sentiments. A confusion matrix evaluated the model using accuracy, precision, recall, and F1-score. Results showed positive reviews, but some users reported performance issues and limited features. The Naive Bayes model achieved 88% accuracy, 87% precision, 88% recall, and an 85% F1 score. This method efficiently processes extensive text data with lower computational costs than KNN and SVM. This research helps improve application development, enhance service quality, and expand sentiment analysis studies in IT. The findings will guide the creation of innovative strategies to benefit the community.*

**Keywords:** Google Play Store, KitaLulus, Naive Bayes, Sentiment Analysis, User Reviews

### Abstrak

Aplikasi pencarian kerja daring semakin berkembang dan memegang peranan penting dalam memenuhi kebutuhan pencari kerja di Indonesia. Aplikasi KitaLulus, salah satu platform unggulan, menghadapi tantangan berupa ulasan pengguna di Google Play Store yang mengindikasikan adanya kendala teknis, ketidakresponsifan layanan, dan kurangnya informasi lowongan pekerjaan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi KitaLulus dengan menerapkan algoritma *Naive Bayes*. Data dikumpulkan melalui metode *web scraping* dari 1.000 ulasan yang diperoleh antara September hingga November 2024. Proses pra-pemrosesan data meliputi pembersihan teks, *tokenisasi*, penghapusan *stopword*, dan *stemming*, sehingga ulasan dapat diklasifikasikan ke dalam tiga kategori sentimen: positif, netral, dan negatif. Evaluasi model dilakukan menggunakan *confusion matrix* dengan metrik *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan mayoritas ulasan bersifat positif, meskipun terdapat sejumlah ulasan negatif yang mengeluhkan performa aplikasi dan keterbatasan fitur. Model *Naive Bayes* mencapai *akurasi* 88%, *presisi* 87%, *recall* 88%, dan *F1-score* 85%. Keunggulan metode ini terletak pada efisiensi pengolahan data teks berukuran besar dengan komputasi yang lebih ringan dibandingkan metode lain seperti *KNN* dan *SVM*. Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan bagi pengembangan aplikasi, meningkatkan kualitas layanan, dan memperkaya literatur analisis sentimen dalam bidang teknologi informasi. Temuan penelitian ini diharapkan menjadi dasar utama pengembangan strategi inovatif bagi masyarakat.

**Kata kunci:** Analisis Sentimen, Google Play Store, KitaLulus, *Naive Bayes*, Ulasan Pengguna

### 1. PENDAHULUAN

Seiring dengan kemajuan teknologi digital, perangkat pencarian kerja daring telah muncul sebagai sumber utama bagi para pencari kerja yang mencari peluang yang sesuai dengan kualifikasi mereka. KitaLulus adalah platform

terkenal di Indonesia yang menawarkan akses ke berbagai lowongan kerja beserta fitur-fitur tambahan seperti persiapan wawancara dan pembuatan riwayat hidup[1]. Namun, evaluasi pengguna di Google Play Store menunjukkan bahwa meskipun penggunaannya meluas,

aplikasi ini masih memiliki sejumlah masalah, seperti kemampuan yang terbatas, keterbatasan teknis, dan ketidakpuasan terhadap layanan yang ditawarkan. Masalah-masalah ini dapat memengaruhi keberlanjutan aplikasi di pasar yang sangat kompetitif, serta pengalaman pengguna[2].

Analisis sentimen merupakan metode yang relevan untuk memeriksa tren ulasan pengguna guna memahami bagaimana pengguna mengevaluasi aplikasi KitaLulus. Dengan menggunakan teknik ini, masukan pengguna dapat dikategorikan sebagai baik, netral, atau negatif, sehingga memberikan lebih banyak informasi kepada pengembang untuk membantu mereka meningkatkan kualitas aplikasi. *Naive Bayes* merupakan metode yang populer dalam analisis sentimen berbasis teks karena efektivitasnya dalam memproses data teks dalam jumlah besar dengan *overhead* pemrosesan yang minimal. Dengan demikian, tujuan dari penelitian ini adalah untuk menggunakan metode *Naive Bayes* guna menganalisis sentimen evaluasi pengguna terhadap aplikasi KitaLulus di Google Play Store.

Berikut ini adalah tujuan utama dari penelitian ini: (1) menganalisis dan mengategorikan ulasan pengguna terhadap aplikasi KitaLulus menggunakan teknik *Naive Bayes* guna memahami bagaimana pengguna menginterpretasikan aplikasi, (2) menilai efektivitas algoritma *Naive Bayes* dalam prosedur pengategorian ulasan pengguna terhadap aplikasi KitaLulus, dan (3) mengidentifikasi elemen-elemen yang memengaruhi tingkat kepuasan pengguna berdasarkan temuan analisis sentimen.

Secara teori, penelitian ini memajukan pembuatan model analisis sentimen berbasis *Naive Bayes* untuk klasifikasi teks dalam aplikasi yang terkait dengan pencarian kerja. Selain itu, penelitian ini menambah pengetahuan tentang analisis sentimen, khususnya terkait aplikasi yang berfokus pada layanan ketenagakerjaan di Indonesia. Diharapkan bahwa temuan penelitian ini akan membantu pengembang program KitaLulus dalam menentukan fitur mana, berdasarkan sentimen pengguna, yang memerlukan peningkatan guna meningkatkan kebahagiaan dan loyalitas pengguna dalam jangka panjang.

Metodologi berbasis analisis sentimen dalam studi ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih menyeluruh tentang persepsi pengguna terhadap aplikasi KitaLulus dan menjadi dasar bagi pilihan strategis yang bertujuan untuk meningkatkan fitur dan layanannya. Lebih jauh, studi ini diharapkan dapat menciptakan peluang baru untuk kemajuan dalam penggunaan algoritma pembelajaran mesin untuk analisis sentimen di berbagai industri layanan digital.

## 2. METODE PENELITIAN

Algoritma *Naive Bayes* untuk analisis sentimen digunakan dalam metodologi eksperimen kuantitatif penelitian ini.

Metode ini dipilih karena kemampuannya untuk mengekstrak sentimen dari data tekstual, khususnya evaluasi pengguna aplikasi. Untuk mengungkap pola sentimen yang menunjukkan tingkat kebahagiaan pengguna, penelitian ini juga menggunakan metode komputasi untuk mengumpulkan dan memeriksa data ulasan pengguna untuk aplikasi KitaLulus di Google Play Store.

### 2.1. Metode Pengumpulan Data dan Analisis Data

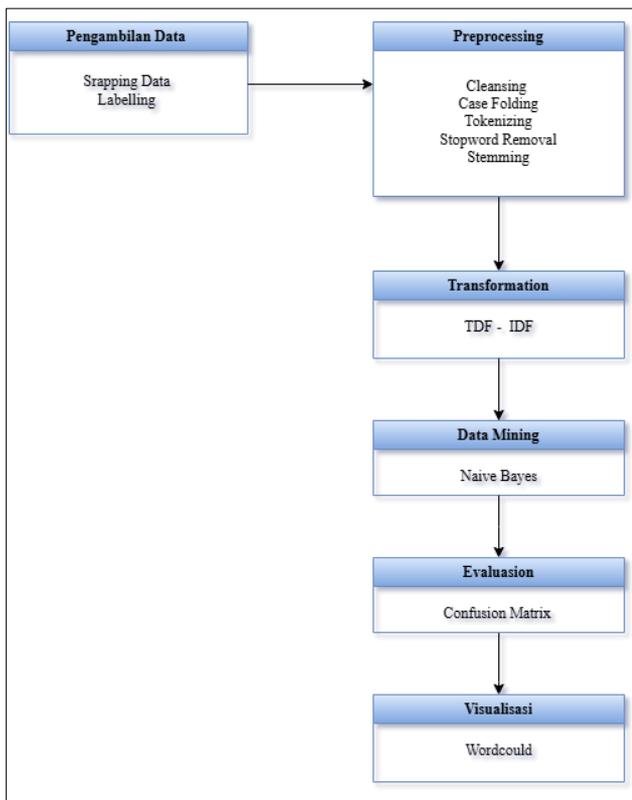
Menggunakan teknik *web scraping* dari Google Play Store, yang memungkinkan pengumpulan otomatis sejumlah besar data, data ulasan dikumpulkan untuk memeriksa sentimen pengguna terhadap aplikasi KitaLulus. Untuk menjamin relevansi data, metode ini mengakses ulasan aplikasi menggunakan bahasa pemrograman Python dan modul *google-play-scraper*. Ulasan kemudian difilter menurut bahasa dan negara. Informasi yang dikumpulkan, yang mencakup ulasan, peringkat, dan atribut terkait, disimpan dalam format *CSV*. Setelah pengumpulan data, seorang ahli bahasa secara manual memberi label ulasan ke dalam tiga kategori sentimen: positif, netral, dan negatif. Label ini berfungsi sebagai set pelatihan untuk model *Naive Bayes*. Tujuan dari teknik *scraping* ini adalah untuk mengumpulkan data terstruktur yang dapat digunakan untuk mengukur sentimen pengguna dan menawarkan wawasan komprehensif tentang bagaimana pengguna melihat aplikasi KitaLulus [3].

Proses pengolahan data melibatkan teknik *Natural Language Processing* (NLP) seperti *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming* untuk menyiapkan data sebelum dianalisis menggunakan metode *Naive Bayes* [4]. *Naive Bayes* merupakan algoritma *machine learning* berbasis probabilistik yang banyak digunakan dalam klasifikasi sentimen karena kemampuannya menangani data teks dengan efisien dan kecepatan komputasi yang ringan dibandingkan metode lain seperti KNN dan SVM[5]. Metode *Naive Bayes* telah banyak digunakan dalam penelitian tentang analisis sentimen evaluasi pengguna aplikasi, dengan hasil yang menunjukkan tingkat akurasi yang baik di berbagai konteks. Dengan menggunakan pemisahan data 80:20, Agustina et al. [6] mencapai akurasi 83% dalam penelitian mereka sebelumnya menggunakan *Naive Bayes* untuk ulasan Shopee di Google Play Store. Rifaldi et al. [7] menggunakan *Naive Bayes* untuk menganalisis *tweet* ChatGPT dengan *recall* 89,47%, *presisi* 80,95%, dan akurasi 80%. Layanan yang disediakan oleh Grab Indonesia dinilai oleh Hasan dan Dwijayanti [8], yang menemukan bahwa sentimen positif memiliki tingkat akurasi 97% dan skor *f1* 96%. Meskipun masih ada ruang untuk perbaikan, hasil ini menunjukkan bahwa *Naive Bayes* lebih unggul dalam klasifikasi data teks. Untuk meningkatkan kepuasan pengguna dan kualitas layanan aplikasi berbasis pendidikan, penelitian ini bermaksud menerapkan *Naive Bayes* untuk menganalisis ulasan

pelanggan KitaLulus dengan penekanan pada persiapan teks dan pengoptimalan parameter.

Dalam penelitian ini, metode *Naive Bayes* digunakan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi KitaLulus di Google Play Store, di mana data dikumpulkan melalui *web scraping* dan diklasifikasikan ke dalam tiga kategori: positif, netral, dan negatif. Keunggulan utama dari metode ini adalah kemampuannya dalam menangani *dataset* besar dengan tingkat akurasi tinggi serta kemudahan implementasi dalam berbagai skenario klasifikasi teks. Proses *Knowledge Discovery in Database (KDD)* diterapkan dalam penelitian ini, yang meliputi pengumpulan data, *preprocessing*, transformasi dengan TF-IDF, *data mining* menggunakan *Naive Bayes*, dan evaluasi model menggunakan metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *skor F1* dari *Confusion Matrix* [9]. Hasil evaluasi ini akan memberikan wawasan penting dalam mengidentifikasi salah klasifikasi dan meningkatkan akurasi model di masa mendatang. *Word Cloud* juga digunakan untuk memvisualisasikan kata-kata yang paling sering muncul, sehingga memberikan gambaran umum tentang sentimen yang terkandung dalam data *review*[10].

## 2.2. Tahapan Penelitian



Gambar 1. Tahapan Metode Penelitian

Adapun tahapan metode penelitian dapat dilihat pada Gambar 1 sebagai berikut.

### A. Pengambilan Data

Data ulasan pengguna aplikasi KitaLulus dikumpulkan menggunakan pustaka Google Play Scraper, dengan maksimum 1000 ulasan dari periode September hingga November 2024. Data disimpan dalam format CSV untuk pemrosesan lebih lanjut.

### B. Pelabelan Data

Data diberi label secara manual sebagai positif, netral, atau negatif oleh seorang ahli bahasa, memastikan data berkualitas tinggi untuk algoritma *supervised learning*.

### C. Preprocessing

Tahap *preprocessing* dilakukan sebelum *dataset* dari *text mining* dimasukkan ke dalam model. Proses ini mencakup analisis sintaksis untuk memastikan struktur teks yang tepat dan analisis semantik untuk menjaga makna yang sesuai[11]. Tujuan utamanya adalah mengubah teks menjadi data berkualitas tinggi yang siap untuk analisis lebih lanjut. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi pembersihan data, tokenisasi, *case folding*, dan *stemming*:

#### a) Pembersihan Data (*Data Cleansing*)

Untuk meningkatkan kualitas data teks dan menjamin bahwa hanya informasi penting yang disimpan, karakter yang tidak relevan seperti emotikon, angka, URL, dan tanda baca dihilangkan. Agar model dapat berkonsentrasi pada kata-kata yang penting dan relevan untuk memahami sentimen atau makna teks, prosedur pembersihan ini berupaya menghilangkan gangguan dari analisis. Data dibuat lebih terstruktur dan disiapkan untuk pemrosesan tambahan dengan menghilangkan komponen-komponen ini [12].

#### b) *Case Folding*

Untuk menjaga keseragaman dalam analisis, semua teks diubah menjadi huruf kecil, menyamakan istilah dengan berbagai ejaan, seperti "Pendidikan" dan "pendidikan." Karena algoritma tidak akan membedakan antara kata-kata yang hanya berbeda dalam penggunaan huruf kapital, prosedur ini sangat penting untuk mencegah pengulangan kata, yang dapat berdampak pada temuan analisis. Karena kata-kata yang sama dianggap sebanding meskipun ditulis secara berbeda, langkah ini meningkatkan akurasi analisis.

#### c) *Tokenizing*

Tahapan tokenisasi teks melibatkan pembagian teks menjadi potongan-potongan yang lebih kecil, seperti kata, frasa, atau simbol, sehingga algoritma dapat memeriksanya lebih lanjut. Setiap teks atau pernyataan dibagi menjadi unit-unit yang lebih kecil, biasanya kata-kata[13]. Misalnya, model dapat menentukan frekuensi kemunculan kata-kata dalam kumpulan data dengan memecah kalimat "Aplikasi *Kitalulus* sangat

membantu" menjadi token "Aplikasi", "Kitalulus", "sangat", dan "membantu".

#### d) *Stopword Removal*

Teks tersebut menghilangkan istilah-istilah umum yang sering digunakan dalam bahasa tersebut, termasuk "dan," "atau," dan "di," serta kata-kata lain yang tidak memiliki banyak konotasi sentimental. Untuk lebih berkonsentrasi pada istilah-istilah yang benar-benar membantu dalam memahami sentimen pengguna seperti kata-kata yang mencirikan perasaan, atribut, atau sifat yang terkait dengan subjek yang diteliti prosedur ini berupaya untuk mengecualikan kata-kata yang tidak relevan dengan analisis.

#### e) *Stemming*

Konversi kata ke bentuk dasarnya, seperti "menjari" menjadi "ajari," mengurangi varian kata dan mempermudah analisis data. Prosedur ini meningkatkan akurasi model dalam mengenali pola atau perasaan dalam teks dengan memungkinkannya berkonsentrasi pada makna esensial kata tersebut, terlepas dari berbagai bentuk kata.

#### D. *Transformasi (TF-IDF)*

Dalam penelitian ini, teknik reduksi variabel yang digunakan pada langkah ekstraksi kumpulan data disebut *Term Frequency–Inverse Document Frequency*, atau TF-IDF [14]. TF-IDF digunakan untuk memberi bobot lebih pada kata-kata relevan dalam analisis sentimen, mengurangi pengaruh istilah yang sering muncul tetapi kurang bermakna.

#### E. *Data Mining*

Algoritma *Naive Bayes* diterapkan untuk melatih model klasifikasi sentimen, memprediksi apakah ulasan termasuk kategori positif, netral, atau negatif berdasarkan pola kata. Dalam hal kalkulasi probabilitas, metode *Naive Bayes* lebih baik daripada algoritma lain karena lebih efisien.

#### F. *Evaluasi Model*

*Confusion matrix* adalah alat evaluasi penting dalam klasifikasi model yang menunjukkan hasil prediksi terhadap data yang sesungguhnya [15]. Model dinilai menggunakan metrik seperti *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan *skor F1*. *Confusion Matrix* digunakan untuk mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan klasifikasi, yang membantu perbaikan model.

#### G. *Visualisasi*

*Wordcloud* digunakan untuk menampilkan kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan, memberikan wawasan visual intuitif tentang aspek apa yang dianggap penting oleh pengguna. Dengan menyorot kata-kata yang sering muncul, *wordcloud* memungkinkan identifikasi cepat

terhadap tema atau fitur yang disukai atau dikeluhkan pengguna, baik yang terkait dengan kualitas, kinerja, atau fungsionalitas aplikasi. Selain itu, ukuran kata-kata dalam awan kata mencerminkan frekuensi kemunculannya, sehingga kata-kata yang lebih besar menunjukkan fokus utama pengguna, baik dalam konteks positif maupun negatif. Hal ini memudahkan pengembang atau pemangku kepentingan untuk memahami persepsi pengguna secara keseluruhan.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 *Scraping Data*

Dengan menggunakan modul *google-play-scrapers* dalam bahasa pemrograman Python, data ulasan pengguna aplikasi KitaLulus di Google Play Store dikumpulkan secara otomatis untuk penelitian ini. Dengan menggunakan parameter seperti ID aplikasi (*com.kitalulus.app*), pengaturan bahasa (*lang='id'*), tempat asal (*country='id'*), dan pengurutan berdasarkan ulasan terbaru (*Sort.NEWEST*), pengumpulan data difokuskan pada ulasan dalam bahasa Indonesia untuk menjaga relevansi analisis. Dari September hingga November 2024, total 1.000 ulasan berhasil dikumpulkan. Kemudian, data yang berisi atribut seperti sentimen, nama pengguna, peringkat, dan tanggal disimpan dalam format *Comma-Separated Values (CSV)*. Prosedur selanjutnya, seperti pembersihan data, klasifikasi sentimen, dan pelatihan model *Naive Bayes*, difasilitasi dengan penyimpanan dalam format *CSV*. Ringkasan ulasan aplikasi KitaLulus dapat ditemukan dalam data hasil pengikisan yang ditampilkan pada Gambar 2.

	userName	score	at	content
0	Si alpin 1	1	28/10/2024 10:10	Apk cacat, datarnya terlalu ribet. Kalo penga...
1	Linda Febriana	5	28/10/2024 08:45	bagus
2	Yamet Pekanbaru Tampan	5	28/10/2024 08:25	aplikasi nya mantap, sangat membantu para rekr...
3	Tono Anton	5	28/10/2024 07:38	profesional
4	Bang Tass	5	28/10/2024 07:04	Pelayanan cepat dan supportif
...	...	...	...	...
995	Suryani uya	5	11/09/2024 03:14	bagus
996	Muhamad Junaldi	4	11/09/2024 01:58	bintang 4 dulu ya min
997	Hafidatus Zahrah	4	11/09/2024 01:44	aplikasi KitaLulus sangat membantu mencari pek...
998	hardi ansyah	5	11/09/2024 01:39	bagus sekali
999	Ryan Andri	4	10/09/2024 17:32	baik

Gambar 2. Hasil *Scraping Data*

#### 3.2 *Labelling Data*

Pada tahap sebelumnya telah didapatkan berupa data mentah yang dimana data tersebut belum dilabeli. Untuk hasil yang lebih akurat *labelling* data dilakukan oleh seorang pakar/ahli bahasa yaitu, seorang guru Bahasa Indonesia yang mengajar di SMK Negeri 1 Cirebon. Data yang telah dikumpulkan dikategorikan secara manual ke dalam *sentiment* positif, negatif, dan netral. Langkah ini bertujuan untuk menyiapkan data sebagai *training set* dalam pelatihan model *Naive Bayes*.

### 3.3 Preprocessing

Proses analisis sentimen dimulai dengan mengubah data ulasan dalam format CSV yang tidak terstruktur menjadi data yang lebih terstruktur. Langkah persiapan teks meliputi pembersihan data melalui *case folding*, *stemming*, *tokenisasi*, dan penghapusan *stopword* untuk mempermudah analisis.

#### a) Case Folding

*Case folding* adalah langkah awal dalam persiapan data teks dengan mengubah semua huruf menjadi

huruf kecil untuk konsistensi analisis. Proses ini, dilakukan menggunakan pustaka Python seperti *re*. Proses *Case Folding* dapat dilihat pada Gambar 3.

Proses perubahan huruf besar menjadi huruf kecil terlihat pada kolom *content*, misalnya "Aplikasi" diubah menjadi "aplikasi" di kolom *text\_clean*, dan perubahan serupa terjadi pada setiap baris berikutnya. Pada Gambar 4 menunjukkan hasil *output* tahapan *Case Folding*.

```
[ ] pip install pandas

Requirement already satisfied: pandas in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (2.2.2)
Requirement already satisfied: numpy>=1.22.4 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from pandas) (1.26.4)
Requirement already satisfied: python-dateutil>=2.8.2 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from pandas) (2.8.2)
Requirement already satisfied: pytz>=2020.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from pandas) (2024.2)
Requirement already satisfied: tzdata>=2022.7 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from pandas) (2024.2)
Requirement already satisfied: six>=1.5 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from python-dateutil>=2.8.2->pandas) (1.16.0)

[ ] import pandas as pd
data = pd.read_csv('/content/DataKitalulus1.csv', delimiter=';') # Ganti ';' dengan delimiter yang benar
data.head(10)
```

Gambar 3. Proses *Case Folding*

	userName	score	at	content	Label	text_clean
0	Si alpin 1	1	28/10/2024 10:10	Apk cacat, datarnya terlalu ribet. Kalo pengala...	Negatif	apk cacat datarnya terlalu ribet kalo pengala...
1	Linda Febriana	5	28/10/2024 08:45		bagus	bagus
2	Yamet Pekanbaru Tampilan	5	28/10/2024 08:25	aplikasi nya mantap, sangat membantu para rekr...	Positif	aplikasi nya mantap sangat membantu para rekr...
3	Tono Anton	5	28/10/2024 07:38		propesional	propesional
4	Bang Tass	5	28/10/2024 07:04	Pelayanan cepat dan supportif	Positif	pelayanan cepat dan supportif
5	Bagas 253 253	5	28/10/2024 05:51	mntp apk nya	Positif	mntp apk nya
6	Muhammad Syahrudy	5	28/10/2024 04:41	Aplikasi membantu buat cari pekerjaan terimaka...	Positif	aplikasi membantu buat cari pekerjaan terimaka...
7	Rusna Saleh	5	28/10/2024 04:37	sangat membantu	Positif	sangat membantu
8	Nur Huda	5	28/10/2024 03:52	sangat puas	Positif	sangat puas
9	Edi Tenong	5	27/10/2024 16:46	trabaik	Positif	trabaik
10	Arshal Grx	4	27/10/2024 16:33	sangat membantu	Positif	sangat membantu
11	Yosep Sopian017	5	27/10/2024 14:24	mantap banget tapi sayang udah lama gak dapat ...	Positif	mantap banget tapi sayang udah lama gak dapat ...
12	Deva Lino	5	27/10/2024 13:34		baguss	baguss
13	Lenta Hasibuan	1	27/10/2024 13:25		baik Negatif	baik

Gambar 4. Hasil *Case Folding*

#### b) Stopword Removal

Kata-kata yang dianggap *stopword*, seperti "dan," "atau," "di," "ke," "dengan," dan "yang," dihilangkan dalam proses ini karena tidak memiliki makna sentimen yang kuat. Proses *Stopword Removal* dapat dilihat pada Gambar 5 di bawah ini.

Proses *Stopword Removal* dimulai dengan mengimpor library Python, dan hasilnya dapat dilihat pada kolom *text\_stopword* pada Gambar 6 di mana kata "dan" dalam kalimat "pelayanan cepat dan supportif" dihilangkan, sehingga menjadi "pelayanan cepat supportif".

```
import nltk.corpus
nltk.download('stopwords')
from nltk.corpus import stopwords
stop = stopwords.words('indonesian')

[nltk_data] Downloading package stopwords to /root/nltk_data...
[nltk_data] Unzipping corpora/stopwords.zip.

[ ] data_clean['Text_Stopword'] = data_clean['text_clean'].apply(lambda x: ' '.join([word for word in x.split() if word not in (stop)]))

[ ] data_clean.head(50)
```

Gambar 5. Proses *Stopword Removal*

content	Label	text_clean	Text_Stopword
Apk cacat, daftarnya terlalu ribet. Kalo penga...	Negatif	apk cacat daftarnya terlalu ribet kalo pengala...	apk cacat daftarnya ribet kalo pengalaman ga u...
bagus	Positif	bagus	bagus
aplikasi nya mantap, sangat membantu para rekr...	Positif	aplikasi nya mantap sangat membantu para rekr...	aplikasi nya mantap membantu rekruter pencari ...
propesional	Positif	propesional	propesional
Pelayanan cepat dan supportif	Positif	pelayanan cepat dan supportif	pelayanan cepat supportif
mntp apk nya	Positif	mntp apk nya	mntp apk nya
Aplikasi membantu buat cari pekerjaan terimaka...	Positif	aplikasi membantu buat cari pekerjaan terimaka...	aplikasi membantu cari pekerjaan terimakasih L...
sangat membantu	Positif	sangat membantu	membantu
sangat puas	Positif	sangat puas	puas

Gambar 6. Hasil *Stopword Removal*

c) *Tokenizing*

Sebagai komponen dasar analisis sentimen, *tokenisasi* adalah proses memecah teks menjadi beberapa bagian yang dikenal sebagai *token*, seperti kata, frasa, atau simbol. Tujuan dari prosedur ini adalah untuk mengatur data teks mentah yang tidak terstruktur sehingga algoritme pembelajaran mesin dapat memprosesnya. Token yang dihasilkan memfasilitasi klasifikasi atau pengelompokan sentimen yang lebih akurat dan efisien dengan memungkinkan algoritma untuk mengidentifikasi pola, hubungan, dan makna dalam data teks.

Pada Gambar 7 ini menunjukkan, data yang telah melalui tahap penghapusan *stopword* (di kolom *text\_stopword*) diproses menggunakan *library NLTK*, menghasilkan token-token yang siap untuk analisis lebih lanjut.

Hasil proses *Tokenizing* pada Gambar 8 menunjukkan kolom *text\_stopword*, kalimat "aplikasi nya mantap membantu rekruter pencari.." diubah menjadi token terpisah seperti [aplikasi, nya, mantap, membantu, rekruter, pencari..] di kolom *text\_tokens*.

```
import nltk
nltk.download('punkt')
from nltk.tokenize import sent_tokenize, word_tokenize
data_clean['text_tokens'] = data_clean['Text_StopWord'].apply(lambda x: word_tokenize(x))
data_clean.head()
```

Gambar 7. Proses *Tokenizing*

content	Label	text_clean	Text_StopWord	text_tokens
Apk cacat, daftarnya terlalu ribet. Kalo penga...	Negatif	apk cacat daftarnya terlalu ribet kalo pengala...	apk cacat daftarnya ribet kalo pengalaman ga u...	[apk, cacat, daftarnya, ribet, kalo, pengalama...
bagus	Positif	bagus	bagus	[bagus]
aplikasi nya mantap, sangat membantu para rekr...	Positif	aplikasi nya mantap sangat membantu para rekr...	aplikasi nya mantap membantu rekruter pencari ...	[aplikasi, nya, mantap, membantu, rekruter, pe...
propesional	Positif	propesional	propesional	[propesional]
Pelayanan cepat dan supportif	Positif	pelayanan cepat dan supportif	pelayanan cepat supportif	[pelayanan, cepat, supportif]

Gambar 8. Hasil *Tokenizing*

d) *Stemming*

*Stemming* dalam pemrosesan bahasa alami (NLP) adalah teknik untuk mengembalikan kata ke bentuk dasar atau akarnya, yang membantu meningkatkan akurasi model analisis sentimen dengan mengurangi variasi kata. Pada Gambar 9 merupakan proses *stemming* dilakukan.

Dalam proses ini, *library Python Sastrawi* digunakan untuk melakukan *stemming* pada *dataset* Bahasa Indonesia, menghasilkan kamus yang memetakan kata asli ke bentuk dasarnya. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 10 kata "membantu" diubah menjadi "bantu" dalam kolom *text\_steamindo*. Proses ini mengurangi keragaman kata yang tidak perlu saat analisis lebih lanjut.

```

pip install Sastrawi
from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory import StemmerFactory
factory = StemmerFactory()
stemmer = factory.create_stemmer()

from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory import StemmerFactory
import swifter

# create stemmer
factory = StemmerFactory()
stemmer = factory.create_stemmer()

# stemmed
def stemmed_wrapper(term):
    return stemmer.stem(term)

term_dict = {}
hitung=0

for document in data_clean['text_tokens']:
    for term in document:
        if term not in term_dict:
            term_dict[term] = ''

print(len(term_dict))
print("-----")
for term in term_dict:
    term_dict[term] = stemmed_wrapper(term)
    hitung+=1
    print(hitung, ":", term, ":", term_dict[term])

print(term_dict)
print("-----")

[ ] def get_stemmed_term(document):
    return [term_dict[term] for term in document]
    
```

Gambar 9. Proses Stemming

content	Label	text_clean	Text_StopWord	text_tokens	text_steamindo
Apk cacat, daftarnya terlalu ribet. Kalo penga...	Negatif	apk cacat daftarnya terlalu ribet kalo pengala...	apk cacat daftarnya ribet kalo pengalaman ga u...	[apk, cacat, daftarnya, ribet, kalo, pengalama...	apk cacat daftar ribet kalo alam ga umbar bsa ...
bagus	Positif	bagus	bagus	[bagus]	bagus
aplikasi nya mantap, sangat membantu para rekr...	Positif	aplikasi nya mantap sangat membantu para rekr...	aplikasi nya mantap membantu rekruter pencari ...	[aplikasi, nya, mantap, membantu, rekruter, pe...	aplikasi nya mantap bantu rekruter cari kerja
propesional	Positif	propesional	propesional	[propesional]	propesional
Pelayanan cepat dan supportif	Positif	pelayanan cepat dan supportif	pelayanan cepat supportif	[pelayanan, cepat, supportif]	layan cepat supportif
mntp apk nya	Positif	mntp apk nya	mntp apk nya	[mntp, apk, nya]	mntp apk nya
Aplikasi membantu buat cari pekerjaan terimaka...	Positif	aplikasi membantu buat cari pekerjaan terimaka...	aplikasi membantu cari pekerjaan terimakasih I...	[aplikasi, membantu, cari, pekerjaan, terimaka...	aplikasi bantu cari kerja terimakasih lulus mo...
sangat membantu	Positif	sangat membantu	membantu	[membantu]	bantu
sangat puas	Positif	sangat puas	puas	[puas]	puas
trabaik	Positif	trabaik	trabaik	[trabaik]	trabaik

Gambar 10. Hasil Stemming

### 3.4 Transformation (TF-IDF)

Dengan menggunakan pendekatan *Naïve Bayes* untuk analisis sentimen, transformasi data dimulai dengan membagi kumpulan data menjadi dua kategori utama: data pelatihan dan data pengujian. Bagian ini berupaya menjamin bahwa model dapat mengidentifikasi pola dalam data pelatihan, yang mencakup 80% dari kumpulan data, dan bahwa data pengujian, yang mencakup 20% dari kumpulan data, digunakan untuk mengevaluasi model secara tidak memihak. Rasio 80:20 sering digunakan karena menawarkan rasio pembelajaran dan pengujian yang seimbang, yang memungkinkan model untuk belajar cukup banyak sambil mengevaluasi kinerjanya pada data yang sebelumnya tidak terlihat. Data pengujian digunakan untuk menilai daya prediktif model pada data baru, sementara data pelatihan digunakan untuk melatih model

untuk mengenali pola sentimen. Gambar 11 di bawah ini memberikan penjelasan terperinci tentang prosedur ini, yang merupakan langkah penting dalam mempersiapkan penyelidikan tambahan.

Pendekatan TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) kemudian digunakan untuk mengubah teks menjadi data numerik. Dengan membandingkan frekuensi kemunculan kata dalam dokumen tertentu dengan frekuensinya di seluruh *korpus*, pendekatan ini menentukan bobot TF-IDF untuk setiap kata. Metode ini mengurangi dampak kata-kata yang sering muncul tetapi tidak terlalu informatif sekaligus membuat model lebih sensitif terhadap kata-kata yang khusus atau penting dalam konteks tertentu. Prosedur ini dilakukan pada Gambar 12 dengan memproses data pelatihan dengan TF-IDF *Vectorizer*, yang menghasilkan matriks fitur numerik yang

mewakili kata-kata dalam dokumen. Model kemudian dilatih menggunakan matriks ini, dan untuk menjamin konsistensi dalam analisis, data uji ditangani menggunakan metodologi yang sama. Metode ini menjamin bahwa data disiapkan untuk mendeteksi pola sentimen dengan teknik pembelajaran mesin seperti *Naive Bayes*.

*CountVectorizer* berfungsi mengubah teks menjadi representasi numerik berdasarkan frekuensi kemunculan kata, dengan membuat vektor dari kata-kata dalam data pelatihan. Proses ini mempersiapkan data agar dapat digunakan oleh model pembelajaran mesin, seperti *Naive Bayes*.

```
[ ] #membagi data menjadi data training dan testing dengan test_size = 0.20 dan random state nya 0
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(data_clean['content'], data_clean['Label'],
                                                test_size = 0.20,
                                                random_state = 0)
```

Gambar 11. Proses *Splitting Data*

```
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
tfidf_vectorizer = TfidfVectorizer()
tfidf_train = tfidf_vectorizer.fit_transform(X_train)
tfidf_test = tfidf_vectorizer.transform(X_test)

print(X_train.shape)
print(y_train.shape)
print(X_test.shape)
print(y_test.shape)

(800,)
(800,)
(200,)
(200,)

from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
vectorizer = CountVectorizer()
vectorizer.fit(X_train)
```

CountVectorizer

CountVectorizer()

Gambar 12. Proses *TF-IDF*

### 3.5 Implementasi Algoritma *Naive Bayes*

Tahap pertama dalam penerapan klasifikasi sentimen menggunakan *Naive Bayes* adalah kompilasi model dengan mengimpor modul dari *sklearn*. Selanjutnya, model *Multinomial Naive Bayes* diimplementasikan, dimulai dengan mengimpor *MultinomialNB* dan membuat instansi model. Model kemudian dilatih menggunakan data pelatihan yang telah diproses dengan TF-IDF melalui

fungsi *fit(tfidf\_train, y\_train)*. Setelah itu, prediksi dilakukan pada data uji menggunakan fungsi *predict(tfidf\_test)*, dan hasil prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya untuk mengukur akurasi model menggunakan *accuracy\_score(y\_test, y\_pred)*. Proses ini memungkinkan evaluasi kinerja model berdasarkan akurasi prediksi yang dihasilkan. Pada Gambar 13 menunjukkan proses metode *Naive Bayes*.

```
[ ] from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
nb = MultinomialNB()
nb.fit(tfidf_train, y_train)

MultinomialNB
MultinomialNB()

[ ] X_train.toarray()
array([[0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
       [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
       [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
       ...,
       [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
       [0, 0, 0, ..., 1, 0, 0],
       [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0]])

y_pred = nb.predict(tfidf_test)

from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
```

Gambar 13. Implementasi *Naive Bayes*

### 3.6 Evaluasi Model

*Confusion Matrix* digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dilatih dan diuji. Akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* yang ditentukan oleh nilai *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP), dan *false negative* (FN) diukur untuk melakukan evaluasi. Evaluasi model dalam penelitian ini dilakukan dengan perhitungan matematis yang diimplementasikan menggunakan *software*. *Software* yang digunakan adalah *Python*, dengan bantuan pustaka *scikit-learn* (sklearn) untuk melakukan perhitungan metrik evaluasi model. *Scikit-learn* adalah pustaka dalam *Python* yang digunakan untuk *machine learning*, termasuk klasifikasi, regresi, dan klusterisasi.

```
import pandas as pd
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import classification_report
from sklearn.metrics import confusion_matrix

clf = MultinomialNB()
clf.fit(X_train, y_train)
predicted = clf.predict(X_test)

print("MultinomialNB Accuracy:", accuracy_score(y_test, predicted))
print("MultinomialNB Precision:", precision_score(y_test, predicted, average="weighted"))
print("MultinomialNB Recall:", recall_score(y_test, predicted, average="weighted"))
print("MultinomialNB f1_score:", f1_score(y_test, predicted, average="weighted"))

print(f'confusion_matrix:\n {confusion_matrix(y_test, predicted)}')
print('=====\n')
print(classification_report(y_test, predicted, zero_division=0))

# Load dataset
data_clean = pd.read_csv('hasil_TextPreProcessingKitaLulus.csv')
```

Gambar 14. Proses Evaluasi Model

Proses evaluasi dimulai pada Gambar 14 dengan mengimpor pustaka *pandas* dan *sklearn* untuk mendukung pemrosesan data serta penilaian kinerja model klasifikasi teks. Teks diubah menjadi representasi numerik menggunakan pendekatan *TF-IDF* melalui *TfidfVectorizer*, kemudian model *Multinomial Naive Bayes* diterapkan untuk melakukan klasifikasi. Proses pelatihan dilakukan pada data latih (*X\_train* dan *y\_train*) menggunakan *clf.fit*, diikuti dengan prediksi pada data uji (*X\_test*) menggunakan *clf.predict*, dengan hasil prediksi disimpan dalam variabel tertentu. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik seperti *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan *skor F1*. Matriks kebingungan (*confusion\_matrix*) membantu mengidentifikasi prediksi yang tepat maupun yang keliru, sementara laporan klasifikasi (*classification\_report*) memberikan ringkasan komprehensif untuk setiap kelas, memungkinkan analisis mendalam terhadap kemampuan model dalam klasifikasi teks.

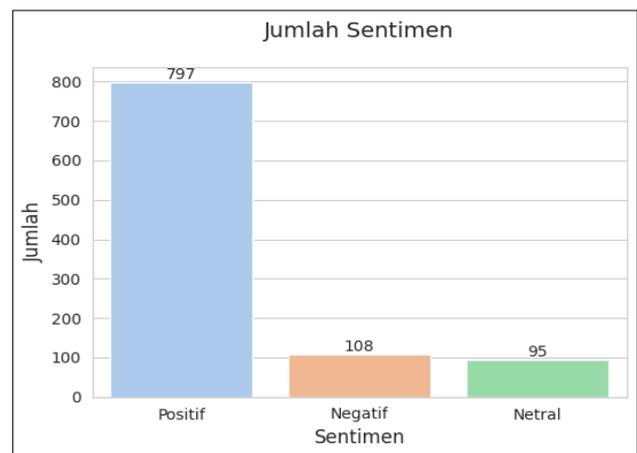
```
MultinomialNB Accuracy: 0.875
MultinomialNB Precision: 0.8695558659217878
MultinomialNB Recall: 0.875
MultinomialNB f1_score: 0.8493411306680626
confusion_matrix:
[[ 11  1  4]
 [ 2  5 16]
 [ 2  0 159]]
```

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.73	0.69	0.71	16
Netral	0.83	0.22	0.34	23
Positif	0.89	0.99	0.94	161
accuracy			0.88	200
macro avg	0.82	0.63	0.66	200
weighted avg	0.87	0.88	0.85	200

Gambar 15. Hasil Evaluasi Model

Hasil evaluasi pada Gambar 15 menunjukkan bahwa model *Multinomial Naive Bayes* memiliki akurasi 88%, presisi 87%, *recall* 88%, dan *F1-score* 85%. Untuk sentimen negatif, model memiliki presisi 73%, *recall* 69%, dan *F1-score* 71%; untuk sentimen netral, presisi 83%, *recall* 22%, dan *F1-score* 34%; dan untuk sentimen positif, presisi 89%, *recall* 99%, dan *F1-score* 94%.

### 3.7 Visualisasi



Gambar 16. Diagram Batang

Hasil visualisasi ditampilkan sebagai diagram batang pada Gambar 16 yang menampilkan distribusi sikap dari data ulasan aplikasi KitaLulus. Mayoritas pengguna merasa senang dengan aplikasi ini, sebagaimana dibuktikan oleh 797 ulasan dengan sentimen positif yang ditampilkan dalam diagram batang ini. Di sisi lain, terdapat 108 evaluasi yang menyatakan kekecewaan atau kekhawatiran dari sebagian kecil orang. Lebih jauh, 95 ulasan memiliki sikap netral, yang menunjukkan bahwa komentar pengguna pada umumnya objektif atau tidak jelas. Berdasarkan kategorisasi sentimen, visualisasi ini menawarkan gambaran yang jelas tentang bagaimana pengguna memandang program ini.



- Algoritma *Naive Bayes* dan Support Vector Machine Untuk Analisa Sentimen Review Film,” vol. 14, no. 2, pp. 175–180, 2018.
- [14] F. Sidik, I. Suhada, A. H. Anwar, and F. N. Hasan, “Analisis Sentimen Terhadap Pembelajaran Daring dengan Algoritma Naïve Bayes Classifier,” *J. Linguist. komputasional*, vol. 5, no. 1, pp. 34–43, 2022.
- [15] P. Yuniar, “Analisis Sentimen Ulasan pada Gojek Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *Statistika*, vol. 23, no. 2, pp. 164–175, 2023.



## IMPLEMENTASI ALGORITMA *K-MEANS* UNTUK PENGELOMPOKAN KECAMATAN BERDASARKAN PRODUKTIVITAS TANAMAN PADI DI KABUPATEN CIREBON

Rosa Rosiana<sup>1</sup>, Willy Prihartono<sup>2</sup>, Fathurrohman<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

<sup>2</sup> Komputerisasi Akuntansi, STMIK IKMI Cirebon

<sup>3</sup> Rekayasa Perangkat Lunak, STMIK IKMI Cirebon  
Cirebon, Jawa Barat, Indonesia 45135

rosarosiana101@gmail.com, willy@ikmi.ac.id, fathurrohman.ikmi@gmail.com

### Abstract

*The productivity of rice plants in Cirebon Regency varies in each sub-district, which causes an imbalance in rice production. This study aims to group sub-districts in Cirebon Regency based on rice crop productivity using the K-Means Clustering algorithm to support strategic decision-making in the agricultural sector. The research methods applied include Knowledge Discovery in Databases (KDD), which provides data selection, preprocessing, transformation, analysis using K-Means, and evaluation using the Davies-Bouldin Index (DBI). The data used is rice productivity in 2023 from 40 sub-districts, which includes planting area, harvest area, and production yield. The analysis showed that the DBI value was optimal at  $k=3$ , with three productivity categories: high, medium, and low. Compared to other methods, the K-Means algorithm has proven to be efficient and accurate in grouping data. This research contributes to local governments in formulating policies to increase rice productivity in areas that require further intervention. These findings also provide a basis for further study by comparing other algorithms to improve the accuracy of the results.*

**Keywords:** Algorithm K-Means, Clustering, Davies-Bouldin Index, Knowledge Discovery in Databases, Rice Productivity

### Abstrak

Produktivitas tanaman padi di Kabupaten Cirebon bervariasi di setiap kecamatan, yang menyebabkan ketidakseimbangan dalam hasil produksi padi. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan kecamatan di Kabupaten Cirebon berdasarkan produktivitas tanaman padi menggunakan algoritma *K-Means Clustering* untuk mendukung pengambilan keputusan strategis di bidang pertanian. Metode penelitian yang diterapkan mencakup *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), yang meliputi seleksi data, *preprocessing*, transformasi, analisis menggunakan *K-Means*, serta evaluasi dengan *Davies-Bouldin Index* (DBI). Data yang digunakan adalah produktivitas padi tahun 2023 dari 40 kecamatan yang mencakup luas tanam, luas panen, dan hasil produksi. Hasil analisis menunjukkan nilai DBI optimal pada  $k=3$ , dengan tiga kategori produktivitas: tinggi, sedang, dan rendah. Algoritma *K-Means* terbukti efisien dan akurat dalam mengelompokkan data dibandingkan metode lain. Penelitian ini memberikan kontribusi bagi pemerintah daerah dalam merumuskan kebijakan peningkatan produktivitas padi di wilayah yang membutuhkan intervensi lebih lanjut. Temuan ini juga memberikan dasar bagi penelitian lebih lanjut dengan membandingkan algoritma lain untuk meningkatkan akurasi hasil.

**Kata kunci:** Algoritma *K-Means*, Clustering, Davies-Bouldin Index, Knowledge Discovery in Databases, Produktivitas Tanaman Padi

### 1. PENDAHULUAN

Produktivitas tanaman padi merupakan salah satu indikator utama keberhasilan sektor pertanian, khususnya di Kabupaten Cirebon yang dikenal sebagai salah satu lumbung padi di Provinsi Jawa Barat. Namun, produktivitas padi di setiap kecamatan tidak merata akibat perbedaan luas tanam, luas panen, dan hasil produksi yang signifikan.

Ketidakseimbangan ini menyulitkan pemerintah dalam merumuskan kebijakan yang tepat untuk meningkatkan produktivitas padi di kecamatan yang kurang berkembang.

Upaya manual dalam menganalisis data produktivitas padi tidak efektif karena besarnya jumlah data yang tersedia. Untuk itu, dibutuhkan metode analisis yang lebih efisien dan

akurat dalam mengelompokkan kecamatan berdasarkan produktivitas padi. Salah satu metode yang diusulkan adalah *K-Means Clustering*, algoritma yang populer dalam pengelompokan data numerik karena kemampuannya dalam mengelompokkan data dengan karakteristik serupa ke dalam kelompok yang berbeda.

Algoritma *K-Means* merupakan salah satu metode *clustering* yang efektif dan banyak diterapkan di berbagai bidang. Dalam penelitian pengelompokan produktivitas padi di Jawa Tengah yang mengategorikan wilayah menjadi tiga kelompok produktivitas: tinggi, sedang, dan rendah [1]. Di Kabupaten Indramayu, algoritma ini digunakan untuk memetakan produktivitas padi dengan hasil yang sangat memuaskan [2]. Pada penelitian di Kabupaten Malang, penerapan *K-Means* menghasilkan akurasi 100% dalam pemetaan hasil produksi padi [3]. *K-Means* juga digunakan untuk analisis potensi lahan pangan di Kalimantan Selatan [4]. dan pengelompokan desa di Kecamatan Krangkeng berdasarkan tingkat pendidikan [5].

Di luar sektor pertanian, algoritma *K-Means* juga digunakan untuk berbagai tujuan lainnya. Penelitian di Jawa Barat menunjukkan bahwa wilayah dengan potensi objek daya tarik wisata (ODTW) berhasil dikelompokkan menjadi tiga *cluster*: tinggi, sedang, dan rendah [6]. Penelitian lain di Kecamatan Sukagumiwang berhasil mengelompokkan tingkat efektivitas pelayanan publik menggunakan nilai optimal  $k = 15$  [7]. Penelitian telah membuktikan efektivitasnya dalam mengelompokkan data untuk berbagai keperluan. Misalnya, dalam pengelompokan data pengiriman paket di Kantor Pos Cirebon [8]. Pada kasus lain, algoritma *K-Means* juga diterapkan untuk mengelompokkan desa rawan bencana di Kabupaten Purbalingga menjadi lima kategori risiko bencana, dari potensi sangat rendah hingga sangat tinggi, yang memberikan panduan penting bagi pemerintah daerah dalam mitigasi bencana [9]. Selain itu, pengelompokan dengan *K-Means* pada data penyebaran *COVID-19* di Jawa Barat menghasilkan tiga *cluster* yang mencerminkan tingkat penyebaran yang berbeda, yaitu tinggi, sedang, dan rendah [10].

Dalam bidang sosial, metode *K-Means* dimanfaatkan untuk pengambilan keputusan strategis, seperti dalam penentuan penerima Bantuan Langsung Tunai di desa, yang mengelompokkan data penduduk berdasarkan kelayakan penerimaan bantuan [11]. *K-Means* juga diterapkan dalam analisis tingkat kemiskinan di provinsi-provinsi di Indonesia [12]. Di bidang geografis dan infrastruktur, algoritma *K-Means* menunjukkan keunggulannya dalam pemetaan kerusakan jalan di Kabupaten Malang dengan tingkat kecocokan metode mencapai 100% [13].

Secara keseluruhan, berbagai penelitian menunjukkan bahwa belum ada penelitian yang secara khusus mengkaji penerapan algoritma *K-Means* pada wilayah Kabupaten Cirebon yang memiliki karakteristik produktivitas padi

yang kompleks dan beragam. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan kecamatan di Kabupaten Cirebon berdasarkan tingkat produktivitas tanaman padi dengan menggunakan algoritma *K-Means Clustering*. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat diperoleh gambaran yang lebih akurat terkait pola produktivitas padi di setiap kecamatan, sehingga dapat memberikan informasi yang bermanfaat bagi pemerintah daerah dalam menyusun kebijakan peningkatan produktivitas padi yang lebih tepat sasaran.

Algoritma *K-Means* dipilih karena kemampuannya yang unggul dalam mengelompokkan data berukuran besar dan kemampuannya mengidentifikasi kelompok dengan karakteristik yang serupa. Selain itu, metode ini memiliki kelebihan dalam mengelompokkan data numerik dengan distribusi yang jelas dibandingkan dengan metode lain seperti DBSCAN, *Fuzzy K-Means*, atau *Fuzzy C-Means* [14][15][16].

Melalui penelitian ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi positif bagi pengembangan ilmu pengetahuan dalam bidang pengelompokan data serta memberikan manfaat praktis bagi pemerintah daerah dalam merumuskan kebijakan yang lebih efektif dalam mengelola produktivitas padi di Kabupaten Cirebon.

## 2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan adalah pendekatan kuantitatif, yang memungkinkan analisis statistik terhadap data numerik pada komoditas tanaman padi. Algoritma *K-Means* digunakan untuk pengolahan data berupa mengelompokkan kecamatan berdasarkan data produksi padi dari *website* Dinas Pertanian Cirebon.

### 2.1 Metode Pengumpulan Data, Instrumen Penelitian, dan Metode Pengujian

Metode pengumpulan data dalam penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari *website* resmi Dinas Pertanian Kabupaten Cirebon. Data yang digunakan mencakup luas tanam, luas panen, produksi, dan produktivitas padi pada tahun 2023. Proses pengumpulan data dilakukan dengan mengunduh file *dataset* dalam format *Excel*. Selanjutnya, data ini dianalisis untuk memastikan relevansi dan kelengkapannya sebelum diolah lebih lanjut.

Penelitian ini melibatkan 200 data dari 40 kecamatan di Kabupaten Cirebon sebagai subjek penelitian, dengan karakteristik utama berupa data produktivitas padi yang mencakup luas tanam, luas panen, produksi, dan produktivitas per hektar pada tahun 2023. Alat ukur yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma *K-Means* untuk pengelompokan data, dengan perangkat lunak *RapidMiner* sebagai media analisis. Data terdiri dari empat item variabel utama yang telah melalui proses normalisasi menggunakan metode *min-max scaling*. Reliabilitas pengelompokan diuji menggunakan *Davies-Bouldin Index*

(DBI) dan metode *elbow* untuk menentukan jumlah *cluster* optimal. Analisis data dilakukan melalui pendekatan kuantitatif dengan teknik *clustering* untuk mengidentifikasi kelompok kecamatan berdasarkan tingkat produktivitas padi.

## 2.2 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui tahapan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang meliputi seleksi data, *preprocessing*, transformasi data, *data mining*, dan evaluasi hasil. Tahap seleksi data dilakukan dengan memilih data produktivitas padi dari tahun 2023 yang relevan untuk analisis. Pada tahap *preprocessing*, dilakukan pembersihan data dan normalisasi menggunakan teknik *min-max scaling* untuk menyamakan skala data. Transformasi data dilakukan dengan mengubah data mentah menjadi format yang sesuai untuk proses analisis. Proses *data mining* menggunakan algoritma *K-Means* menghasilkan tiga *cluster* kecamatan dengan produktivitas tinggi, sedang, dan rendah. Evaluasi hasil dilakukan dengan metode *elbow* untuk menentukan jumlah *cluster* optimal dan *Davies-Bouldin Index* (DBI) untuk mengukur validitas pengelompokan. Hasil akhir menunjukkan produktivitas tanaman padi yang bervariasi di Kabupaten Cirebon, memberikan gambaran yang mendalam untuk pengambilan keputusan strategis dalam sektor pertanian.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, penulis menerapkan tahapan *KDD* (*Knowledge Discovery in Databases*) untuk mengelompokkan kecamatan di Kabupaten Cirebon berdasarkan produktivitas tanaman padi. Adapun tahapan *KDD* tersebut adalah sebagai berikut:

### 3.1 Data Selection

Tahap *data selection* dalam penelitian ini melibatkan pemilihan data produktivitas padi tahun 2023 yang diperoleh dari *website* Dinas Pertanian Kabupaten Cirebon. Data yang dipilih mencakup atribut luas tanam, luas panen, produksi, dan produktivitas padi per hektar di setiap kecamatan. Pemilihan data dilakukan dengan mempertimbangkan relevansi dan kelengkapan informasi untuk mendukung penerapan algoritma *K-Means*. Fokus pada data tahun 2023 dipilih karena data dari tahun-tahun sebelumnya tidak konsisten di semua kecamatan, sehingga memastikan analisis yang lebih akurat dan representatif



Gambar 1. Read Excel

Operator '*Read Excel*' seperti yang terlihat pada Gambar 1, dilakukan untuk mengimpor data produktivitas padi yang telah diunduh dalam format file *Excel* (.xlsx). Proses ini memungkinkan data dimasukkan ke dalam perangkat lunak analisis seperti *RapidMiner* untuk pengolahan lebih lanjut. Setelah data berhasil diimpor, dilakukan pengecekan awal untuk memastikan seluruh atribut seperti luas tanam, luas panen, produksi, dan produktivitas padi telah dimuat dengan benar. Langkah ini penting untuk memastikan data siap digunakan dalam proses *preprocessing* dan analisis menggunakan algoritma *K-Means*.



Gambar 2. Select Attribut

Operator '*Select Attribute*' seperti yang terlihat pada Gambar 2, dilakukan untuk memilih atribut yang relevan dari *dataset* yang diimpor. Dalam penelitian ini, atribut yang dipilih meliputi luas tanam, luas panen, produksi, dan produktivitas padi per hektar, yang digunakan sebagai variabel utama dalam analisis. Atribut-atribut ini dipilih karena memiliki pengaruh signifikan terhadap produktivitas tanaman padi di setiap kecamatan. Sementara itu, atribut yang tidak relevan atau tidak diperlukan untuk analisis diseleksi dari proses pengolahan. Langkah ini memastikan bahwa hanya data yang relevan digunakan dalam proses pengelompokan menggunakan algoritma *K-Means*.

### 3.2 Processing Data

Tahap *Processing Data* dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum dianalisis menggunakan algoritma *K-Means*. Langkah ini mencakup *Set Role* untuk menentukan peran masing-masing atribut dalam *dataset* sebelum proses analisis.



Gambar 3. Set Role

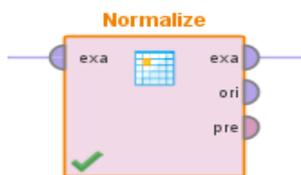
Operator *Set Role* seperti yang terlihat pada Gambar 3, dilakukan untuk menentukan peran masing-masing atribut dalam *dataset* sebelum proses analisis. Dalam penelitian ini, atribut seperti nama kecamatan diberi peran sebagai "*Id*" untuk identifikasi data, tetapi tidak digunakan dalam proses *clustering*. Penetapan peran ini seperti yang dilihat pada Tabel 1, dilakukan untuk memastikan bahwa hanya data numerik yang relevan diproses untuk analisis, sehingga meningkatkan akurasi dan efisiensi pengelompokan.

Tabel 1. Parameter *Set Role*

Parameter	Isi	
Set Role	Edit list:	
	Attribute	Target role
	Nama Kecamatan	Id

### 3.3 Data Transformation

Tahap *Data Transformation* seperti yang terlihat pada Gambar 4, dilakukan untuk mengubah data mentah menjadi format yang sesuai untuk analisis. Dalam penelitian ini, teknik *min-max scaling* digunakan untuk menormalkan nilai atribut seperti luas tanam, luas panen, produksi, dan produktivitas padi ke dalam rentang 0 hingga 1. Transformasi ini penting untuk menyamakan skala data agar tidak ada atribut yang mendominasi perhitungan jarak dalam algoritma *K-Means*. Dengan transformasi ini, proses pengelompokan menjadi lebih akurat, memungkinkan interpretasi yang lebih jelas terkait kecamatan dengan produktivitas tanaman padi tinggi, sedang, dan rendah. Operator yang digunakan untuk tahap normalisasi adalah ‘*Normalize*’



Gambar 4. *Normalize*

### 3.4 Data Mining

*Data mining*, teknik *clustering* yang diimplementasikan adalah algoritma *K-Means Clustering* menggunakan operator ‘*Clustering*’ seperti yang terlihat pada Gambar 5. Operator ini merupakan operator utama pemodelan untuk menghasilkan pengelompokan *dataset*.



Gambar 5. *Clustering K-Means*

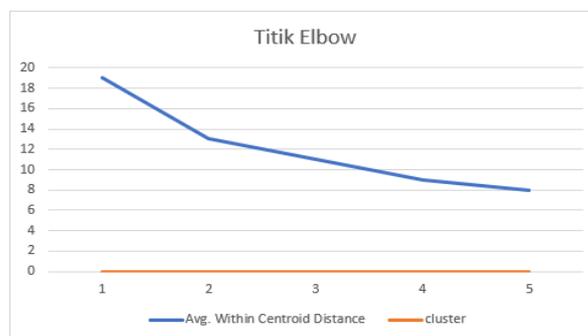
Pada penerapan algoritma *K-Means*, beberapa parameter utama telah diatur untuk memastikan proses *clustering* berjalan optimal. Parameter *k* ditentukan dalam rentang 2 hingga 5 untuk mengeksplorasi jumlah kluster terbaik. Proses *clustering* dilakukan dengan maksimal 10 (*MaxRuns*) pada setiap nilai *K*, menggunakan tipe pengukuran *Bregman Divergences* dengan metode *Square Euclidean Distance* sebagai metrik jaraknya. Selain itu, langkah optimasi maksimum ditetapkan sebanyak 100 langkah (*Max Optimization Steps*) untuk memastikan konvergensi algoritma secara efisien.

Langkah selanjutnya, seperti yang dilihat pada Tabel 2 dilakukan untuk menentukan nilai *k* yang optimal dalam algoritma *K-Means*, langkah penting yang harus dilakukan adalah melakukan evaluasi kualitas hasil *clustering*. Salah satu metode yang sering digunakan adalah metode *elbow*, metode *elbow* merupakan proses untuk mencari titik pada grafik terhadap jumlah *cluster* (*k*) di mana penurunan yang mulai melambat atau membentuk siku (*elbow*).

Tabel 2. Parameter *Elbow*

Cluster	Measure Type	Avg. Centroid Distance
K2	<i>Bregman Divergences</i>	0.019
K3		0.013
K4		0.011
K5		0.009
K6		0.008

Proses penentuan nilai *k* optimal dalam algoritma *K-Means* dilakukan dengan memvisualisasikan data *centroid distance* yang telah dinormalisasi melalui grafik garis. Berdasarkan proses normalisasi menghasilkan beberapa nilai *centroid distance* di bawah nol, untuk keperluan visualisasi titik *elbow* di *Ms. Excel*, peneliti melakukan pembulatan nilai-nilai tersebut. Hal ini dilakukan agar titik *elbow* pada grafik dapat teridentifikasi dengan jelas. Titik *elbow* pada grafik garis yang menunjukkan perubahan kemiringan yang signifikan, kemudian diinterpretasikan sebagai nilai *k* optimal. Dengan demikian, penentuan nilai *k* optimal dalam penelitian ini didasarkan pada interpretasi visual grafik garis yang telah dimodifikasi melalui pembulatan nilai *centroid distance*, sehingga memungkinkan identifikasi titik *elbow* yang representatif. Berikut tampilan titik *elbow* yang telah diperoleh:

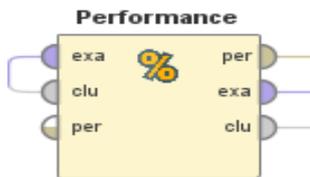


Gambar 6. Titik *Elbow*

Berdasarkan analisis grafik *elbow* pada Gambar 6 menunjukkan nilai *k* optimal berada pada *cluster* 2, penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan kecamatan di Kabupaten Cirebon ke dalam tiga kategori produktivitas padi tinggi, sedang, dan rendah. Oleh karena itu, penelitian ini menetapkan *k* = 3 sebagai jumlah *cluster* yang digunakan. Penetapan *k* = 3 ini didasarkan pada kebutuhan untuk memperoleh pengelompokan kecamatan yang sesuai dengan tujuan penelitian, yaitu mengidentifikasi dan mengarakterisasi kelompok kecamatan berdasarkan kategori produktivitas tanaman padi.

### 3.5 Evaluasi

Operator ‘Performance Distance’ seperti yang terlihat pada Gambar 7, pada penerapan algoritma *K-Means* mengacu pada evaluasi kinerja *clustering* berdasarkan jarak antar kluster. Evaluasi ini sering digunakan untuk mengukur efisiensi pengelompokan data dengan mempertimbangkan seberapa jauh pusat kluster satu dengan yang lain. Semakin besar jarak antar kluster, semakin baik pengelompokan yang dihasilkan, karena menunjukkan adanya perbedaan yang jelas antara kelompok data yang berbeda.



Gambar 7. Cluster Performance Distance

Dari hasil proses operator *K-Means clustering* dengan menggunakan Parameter *Measure Type Numerical Measures*, *Bregman Divergences*, *Mixed Measures*, serta pembacaan operator *Cluster Distance Performance*, kemudian pada bagian *Main Criterion* pilih menggunakan *Davies Bouldin Index (DBI)*, maka informasi hasil DBI yang diperoleh dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Nilai DBI

Cluster	Measure Type	Davies Bouldin Index
2	MixedMeasures	0.127
	NumericalMeasures	0.127
	Bregman Measure	0.127
3	MixedMeasures	0.228
	NumericalMeasures	0.228
	Bregman Measure	0.230
4	MixedMeasures	0.291
	NumericalMeasures	0.262
	Bregman Measure	0.222
5	MixedMeasures	0.236
	NumericalMeasures	0.276
	Bregman Measure	0.306

Hasil analisis menunjukkan *cluster* dengan nilai DBI yang paling mendekati 0 diperoleh pada  $k = 2$  yaitu sebesar 0.127 seperti yang terlihat pada Gambar 8. Nilai ini menandakan performa klusterisasi yang cukup baik dalam menghasilkan *cluster* yang optimal.

#### PerformanceVector

```
PerformanceVector:
Avg. within centroid distance: 0.019
Avg. within centroid distance_cluster_0: 0.018
Avg. within centroid distance_cluster_1: 0.041
Davies Bouldin: 0.127
```

Gambar 8. Nilai DBI Terkecil

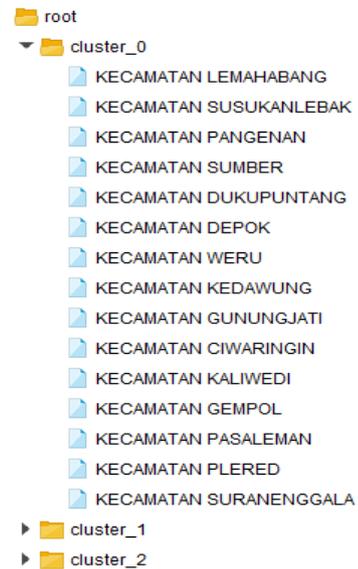
Evaluasi tersebut menunjukkan bahwa nilai  $k$  optimal berada pada *cluster 2*, penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan kecamatan di Kabupaten Cirebon ke dalam tiga kategori produktivitas padi tinggi, sedang, dan rendah. Oleh karena itu, penelitian ini menetapkan  $k = 3$  sebagai jumlah *cluster* yang digunakan. Penetapan  $k = 3$  ini didasarkan pada kebutuhan untuk memperoleh pengelompokan kecamatan yang sesuai dengan tujuan penelitian, yaitu mengidentifikasi dan mengarakterisasi kelompok kecamatan berdasarkan kategori produktivitas tanaman padi. Hasil *cluster* dari  $k = 3$  ini dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Cluster k=3

Cluster	Jumlah Anggota
Cluster0	15 items
Cluster1	23 items
Cluster2	2 items
Total numbers of items 40	

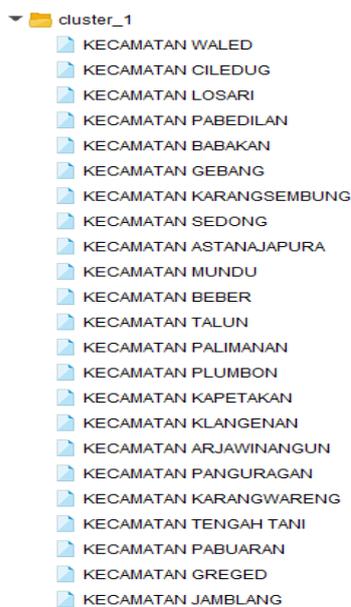
### 3.6 Interpretasi Hasil

Interpretasi merupakan menampilkan hasil proses *clustering K-Means* pada data produktivitas tanaman padi. Kecamatan yang telah dikelompokkan memiliki 3 kategori yaitu, tinggi, sedang dan rendah berdasarkan produktivitas tanaman padi. Pada Gambar 9 menampilkan kecamatan yang terdapat pada *cluster 0*.



Gambar 9. Cluster 0

*Cluster 0* merupakan kelompok kecamatan yang memiliki produktivitas tanaman padi yang rendah, berdasarkan luas panen dan hasil produksi padi yang rendah dibandingkan kecamatan lain.



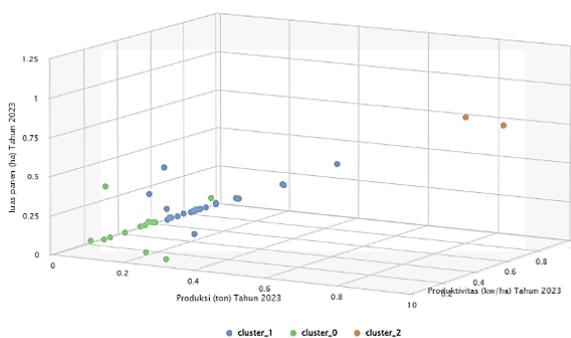
Gambar 10. Cluster 1

Gambar 10 merupakan kelompok kecamatan yang memiliki produktivitas tanaman padi yang sedang. Berdasarkan hasil *clustering* meskipun ada beberapa kecamatan yang memiliki nilai produktivitas tinggi namun luas tanam, panen, dan produksi yang timpang menyebabkan kecamatan tersebut berada di *cluster* 1.



Gambar 11. Cluster 2

Gambar 11 merupakan kelompok kecamatan yang memiliki produktivitas tanaman padi yang tinggi. Berdasarkan hasil *clustering* terdapat 2 kecamatan yaitu kecamatan Susukan dan kecamatan Gegecik. Produktivitas kecamatan Susukan merupakan yang tertinggi dibandingkan kecamatan lain karena wilayah panen yang luas serta produksi padi sangat mempengaruhi produktivitas tanaman padi. Sedangkan kecamatan Gegecik memiliki wilayah tanam dan panen yang luas serta produksi padi yang tertinggi sehingga dapat berada di *cluster* 2.



Gambar 12. Visualisasi Hasil *Clustering*

Gambar 12 merupakan visualisasi tiga dimensi (*3D scatter plot*) yang menunjukkan hasil *clustering* data produksi padi tahun 2023. Data dikelompokkan menjadi tiga *cluster* ( $k=3$ ) menggunakan algoritma *k-means*.

Setelah klasterisasi dilakukan, karakteristik dari masing-masing klaster dianalisis untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam terkait pengelompokan kecamatan berdasarkan produktivitas tanaman padi di kabupaten Cirebon. Klaster pertama (*Cluster 0*) terdiri dari 15 item, yang sebagian besar merupakan kelompok kecamatan yang produksi yang relatif lebih rendah, berkisar antara 0,1 ton hingga 0,4 ton, dengan produktivitas antara 0,1 kw/ha hingga 0,4 kw/ha berdasarkan *dataset* yang telah dinormalisasi. Klaster kedua (*Cluster 1*) memiliki 23 item, yang sebagian besar merupakan kelompok kecamatan yang memiliki kisaran produksi yang lebih luas, dari sekitar 0,2 ton hingga 0,8 ton, dengan produktivitas berkisar antara 0,2 kw/ha hingga 0,8 kw/ha berdasarkan *dataset* yang telah dinormalisasi. Klaster ketiga (*Cluster 2*) berisi 2 item, yang merupakan karakteristik kelompok kecamatan memiliki produksi yang paling tinggi, mencapai sekitar 1 ton, namun dengan produktivitas yang bervariasi, dari 0,6 kw/ha hingga 1 kw/ha berdasarkan *dataset* yang telah dinormalisasi. Dengan membedakan karakteristik klaster ini, dapat memberikan informasi penting untuk perencanaan dan strategi pengembangan pertanian padi di Kabupaten Cirebon, memungkinkan intervensi yang lebih tertarget dan efektif untuk meningkatkan produktivitas padi di masing-masing wilayah. Analisis ini tidak hanya memberikan wawasan tentang pengelompokan kecamatan tetapi juga menjadi dasar untuk pengambilan keputusan strategis yang lebih terfokus dan efisien.

### 3.7 Diskusi

Penelitian ini melibatkan proses pengolahan data, penerapan algoritma *K-Means Clustering*, validasi hasil, serta interpretasi dari hasil pengelompokan kecamatan berdasarkan produktivitas padi di Kabupaten Cirebon. Pengolahan data diawali dengan pengumpulan data produktivitas padi yang mencakup luas tanam, luas panen, dan hasil produksi dari seluruh kecamatan. Proses pra-proses meliputi pembersihan, normalisasi, dan transformasi data agar dapat digunakan dengan baik dalam algoritma *K-Means Clustering*. Algoritma ini kemudian diterapkan untuk mengelompokkan kecamatan berdasarkan tingkat produktivitas padi dengan menggunakan metode *Elbow Method* dan *Davies-Bouldin Index (DBI)* untuk menentukan jumlah klaster yang optimal.

Hasil pengelompokan menunjukkan bahwa kecamatan di Kabupaten Cirebon dapat dibagi menjadi tiga kelompok produktivitas: tinggi, sedang, dan rendah. Kecamatan dengan produktivitas tinggi umumnya memiliki luas panen yang lebih besar dan hasil produksi yang lebih tinggi dibandingkan dengan kecamatan lainnya. Hasil ini dapat digunakan sebagai dasar bagi pemerintah daerah dalam

menyusun kebijakan peningkatan produktivitas padi. Validasi hasil pengelompokan dilakukan dengan mengukur nilai DBI, di mana semakin rendah nilai DBI, semakin baik hasil pengelompokan yang diperoleh. Hasil ini memberikan gambaran yang jelas tentang distribusi produktivitas padi di setiap kecamatan, yang dapat digunakan sebagai dasar dalam perumusan kebijakan peningkatan produktivitas padi.

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *K-Means Clustering* efektif untuk mengelompokkan wilayah berdasarkan produktivitasnya. Namun, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan, yaitu tidak adanya perbandingan dengan algoritma lain seperti *Fuzzy C-Means* atau DBSCAN dan tidak mengkaji faktor-faktor lain yang dapat mempengaruhi produktivitas padi. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mengintegrasikan algoritma lain serta mengkaji lebih dalam faktor-faktor yang mempengaruhi produktivitas padi. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi pemerintah daerah dalam merumuskan kebijakan yang lebih tepat dalam mengelola produktivitas padi di Kabupaten Cirebon.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengelompokkan kecamatan di Kabupaten Cirebon berdasarkan tingkat produktivitas tanaman padi dengan menggunakan algoritma *K-Means Clustering*. Penerapan algoritma ini mampu mengidentifikasi pola produktivitas padi di setiap kecamatan dan menghasilkan pengelompokan yang lebih akurat dan efisien dibandingkan metode konvensional. Hal ini memberikan gambaran yang jelas mengenai kecamatan-kecamatan yang memiliki tingkat produktivitas tinggi, sedang, dan rendah, sehingga dapat digunakan sebagai dasar untuk perumusan kebijakan yang lebih tepat.

Implikasi dari penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *K-Means Clustering* dapat diterapkan secara efektif dalam bidang pertanian untuk mengelompokkan wilayah berdasarkan produktivitasnya. Penggunaan metode ini juga dapat diterapkan dalam pengelompokan wilayah pertanian lainnya yang memiliki karakteristik produktivitas yang berbeda. Dengan demikian, penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam meningkatkan kualitas perencanaan kebijakan pemerintah di bidang pertanian.

Namun, penelitian ini memiliki beberapa batasan. Pertama, penelitian ini hanya menggunakan algoritma *K-Means Clustering* tanpa melakukan perbandingan dengan algoritma lain seperti *Fuzzy C-Means* atau DBSCAN. Kedua, penelitian ini hanya difokuskan pada pengelompokan kecamatan di Kabupaten Cirebon dan belum mengkaji faktor-faktor lain yang mempengaruhi produktivitas padi.

Penelitian selanjutnya dapat mengintegrasikan algoritma lain untuk dibandingkan dengan hasil yang diperoleh dari *K-Means*, serta mengkaji lebih dalam mengenai faktor-faktor yang memengaruhi produktivitas padi di Kabupaten Cirebon. Selain itu, penelitian ini dapat memberikan

manfaat bagi masyarakat umum dengan memberikan rekomendasi kebijakan yang lebih tepat dan efisien dalam meningkatkan produktivitas tanaman padi, khususnya di wilayah-wilayah yang masih tertinggal.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Wijayanto and M. Yoka Fathoni, "Pengelompokan Produktivitas Tanaman Padi di Jawa Tengah Menggunakan Metode Clustering K-Means," *Jupiter*, vol. 13, no. 2, pp. 212–219, 2021.
- [2] R. Farismana, "Penerapan K-Means Clustering Untuk Pemetaan Produktivitas Padi Dan Prediksi Panen Di Kabupaten Indramayu," *J. Inf. Syst. Applied, Manag. Account. Res.*, vol. 8, no. 3, p. 589, 2024, doi: 10.52362/jisamar.v8i3.1572.
- [3] Y. Y. Prasetya, A. Faisol, and N. Vendyansah, "Sistem Informasi Geografis Hasil Produksi Padi Di Kabupaten Malang Menggunakan Metode K-Means Clustering," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.,* vol. 5, no. 2, pp. 806–814, 2021, doi: 10.36040/jati.v5i2.3788.
- [4] R. P. Harjono and M. A. I. Pakereng, "Penerapan Metode K-Means Clustering Untuk Analisis Potensi Lahan Pangan Pada Provinsi Kalimantan Selatan," *J-SAKTI (Jurnal Sains Komput. Inform.,* vol. 7, no. 1, pp. 2549–7200, 2023, [Online]. Available: <http://ejurnal.tunasbangsa.ac.id/index.php/jsakti/article/view/596%0Ahttps://ejurnal.tunasbangsa.ac.id/index.php/jsakti/article/viewFile/596/574>
- [5] T. Suprapti *et al.*, "Analisis Desa Di Kecamatan Krangkeng Berdasarkan Tingkat Pendidikan Menggunakan Algoritma K-Means," vol. 8, no. 2, pp. 1861–1868, 2024.
- [6] H. Habiballoh, A. Faqih, and T. Suprapti, "Implementasi Algoritma K-Means Dalam Mengelompokkan Kabupaten/Kota Di Jawa Barat Berdasarkan Jenis Dan Jumlah Potensi Objek Daya Tarik Wisata," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.,* vol. 12, no. 2, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i2.4270.
- [7] S. Oop Sofiyah, N. R., and R. Danar Dana, "Analisis Efektivitas Pelayanan Publik Menggunakan K-Means Clustering Di Kecamatan Sukagumiwang," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.,* vol. 7, no. 2, pp. 1291–1296, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i2.6536.
- [8] A. Febrian, Nana Suarna, and Gifthera Dwilestari, "Penerapan Algoritma K-Means Untuk Mengelompokkan Data Pengiriman Paket Di Kantor Pos Cirebon," *J. Teknol. Technoscientia,* vol. 15, no. 1, pp. 23–27, 2022, doi: 10.34151/technoscientia.v15i1.3858.
- [9] D. I. Ramadhani, O. Damayanti, O. Thaushiyah, and A. R. Kadafi, "Penerapan Metode K-Means Untuk Clustering Desa Rawan Bencana Berdasarkan Data Kejadian Terjadinya Bencana Alam," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer),* vol. 9, no. 3, p. 749, 2022, doi:

- 10.30865/jurikom.v9i3.4326.
- [10] M. W. Goni, D. Gustian, and F. Sembiring, "Implementasi K-Means Dalam Pengelompokan Penyebaran COVID-19 di Jawa Barat," *Progresif J. Ilm. Komput.*, vol. 17, no. 2, p. 107, 2021, doi: 10.35889/progresif.v17i2.648.
- [11] S. Sari and J. N. Utamajaya, "Sistem Pendukung Keputusan Penerima Bantuan Langsung Tunai Dana Desa Menggunakan Metode Algoritma K-Means Clustering," *J. JUPITER*, vol. 14, no. 1, pp. 150–160, 2022.
- [12] A. Bahauddin, A. Fatmawati, and F. Permata Sari, "Analisis Clustering Provinsi Di Indonesia Berdasarkan Tingkat Kemiskinan Menggunakan Algoritma K-Means," *J. Manaj. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–8, 2021, doi: 10.36595/misi.v4i1.216.
- [13] T. Suryani, A. Faisol, and N. Vendyansyah, "Sistem Informasi Geografis Pemetaan Kerusakan Jalan Di Kabupaten Malang Menggunakan Metode K-Means," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 5, no. 1, pp. 380–388, 2021, doi: 10.36040/jati.v5i1.3259.
- [14] M. P. M, C. Dewi, P. S. Emban, G. A. Wijayanti, N. Aulia, and R. Nooraeni, "Comparison of DBSCAN and K-Means Clustering for Grouping the Village Status in Central Java 2020," *J. Mat. Stat. Komputasi*, vol. 17, no. 3, pp. 394–404, 2021, doi: 10.20956/j.v17i3.11704.
- [15] M. B. Johra, "Soft Clustering Dengan Algoritma Fuzzy K-Means (Studi Kasus: Pengelompokan Desa Di Kota Tidore Kepulauan)," *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 15, no. 2, pp. 385–392, 2021, doi: 10.30598/barekengvol15iss2pp385-392.
- [16] L. Rohmaniah, A. Faqih, and T. Suprpti, "Pengelompokan Penyandang Masalah Kesejahteraan Sosial Di Jawa Barat Menggunakan K-Means Dan Fuzzy C-Means," *J. Teknol. Technoscientia*, vol. 15, no. 1, pp. 1–7, 2022, doi: 10.34151/technoscientia.v15i1.3847.



## PENGEMBANGAN SISTEM INFORMASI PRESENSI BERBASIS *GLOBAL POSITIONING SYSTEMS* DAN *LOCATION-BASED SERVICE*

Prabowo Budi Utomo<sup>1</sup>, Dona Wahyudi<sup>2</sup>, M Mujiono<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Administrasi Server dan Jaringan Komputer, Akademi Komunitas Negeri Putra Sang Fajar Blitar  
Kota Blitar, Jawa Timur, Indonesia 66133  
prabowo86@akb.ac.id, donawahyudi@akb.ac.id, jono@akb.ac.id

### Abstract

*This study focuses on the development of an attendance system based on the Global Positioning System (GPS) and Location-Based Service (LBS) using the Extreme Programming (XP) approach. This system helps institutions and companies enhance the accuracy and efficiency of employee attendance recording, particularly for mobile workers such as field employees or operational staff. The implementation of this system aims to overcome the limitations of conventional attendance methods, which are prone to manipulation, such as proxy attendance or multiple fingerprint recognition usage, as well as difficulties in accessing attendance data for auditing and performance evaluation purposes. GPS technology determines the user's real-time location, while LBS enhances the accuracy and reliability of location data. This study chooses the XP methodology due to its flexibility and adaptability to changing requirements during development. Testing results indicate the system achieves a 91.4% success rate in recording attendance with accurate location validation. The system is compatible with various devices and operational conditions, offering high flexibility in its implementation. However, challenges remain regarding external factors such as geographical conditions, weather, and device quality, which may affect location accuracy. Overall, this system offers a transparent, accurate, and efficient attendance solution.*

**Keywords:** Attendance, Extreme Programming, Global Positioning System, Information Systems, Location-Based Service

### Abstrak

Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem presensi berbasis *Global Positioning System (GPS)* dan *Location-Based Service (LBS)* dengan pendekatan *Extreme Programming (XP)*. Sistem ini dikembangkan untuk memenuhi kebutuhan instansi/perusahaan dalam meningkatkan akurasi dan efisiensi pencatatan kehadiran pegawai, khususnya bagi tenaga kerja yang memiliki mobilitas tinggi, seperti pegawai lapangan atau petugas operasional. Implementasi sistem ini bertujuan untuk mengatasi kendala presensi konvensional yang rentan terhadap manipulasi, seperti titip absen atau penggunaan pengenalan *fingerprint* ganda, serta kesulitan akses data presensi untuk kebutuhan audit dan evaluasi kinerja pegawai. Teknologi GPS digunakan untuk menentukan lokasi pengguna secara *real-time*, sedangkan LBS berperan dalam meningkatkan akurasi dan keandalan data lokasi. Metode XP dipilih karena sifatnya yang fleksibel dan adaptif terhadap perubahan kebutuhan selama pengembangan. Hasil uji coba menunjukkan bahwa sistem ini mencapai tingkat keberhasilan 91,4% dalam mencatat presensi dengan validasi lokasi yang akurat. Sistem ini kompatibel dengan berbagai perangkat dan kondisi operasional, memberikan fleksibilitas tinggi dalam penerapannya. Namun, terdapat tantangan terkait faktor eksternal seperti kondisi geografis, cuaca, dan kualitas perangkat yang dapat memengaruhi akurasi data lokasi. Secara keseluruhan, sistem presensi ini menawarkan solusi inovatif bagi instansi pemerintahan dalam meningkatkan transparansi, akurasi, dan efisiensi proses pencatatan kehadiran pegawai.

**Kata kunci:** Extreme Programming, Global Positioning System, Location-Based Service, Presensi, Sistem Informasi

### 1. PENDAHULUAN

Peningkatan citra, kerja dan kinerja dalam organisasi merupakan salah satu upaya yang dilakukan dalam menuju profesionalisme, dimana dalam pelaksanaannya pendisiplinan pegawai perlu dilakukan untuk menunjang upaya tersebut. Dalam pelaksanaan pendisiplinan pegawai

ini, salah satu hal yang dilakukan melalui pencatatan kehadiran pegawai, dimana presensi merupakan mekanisme pembuatan data untuk daftar kehadiran yang biasa dipergunakan bagi sebuah lembaga atau instansi sesuai yang diperlukan [1], di samping itu presensi merupakan bagian dari pelaporan aktivitas suatu perusahaan yang berisi data-

data kehadiran karyawan yang disusun dan diatur sedemikian rupa, sehingga mudah dalam melakukan pencarian dan dipergunakan sewaktu-waktu [2].

Kendati demikian, pelaksanaan sistem presensi masih banyak yang bersifat manual yang sering kali menghadapi berbagai kendala yang menghambat efisiensi dan akurasi pencatatan. Mekanisme presensi yang masih dilakukan secara manual seperti tanda tangan manual maupun penggunaan mesin *finger*, memiliki berbagai keterbatasan. Pegawai yang bertempat tinggal jauh dari kantor atau para pekerja lapangan seperti *sales* kanvas atau tenaga operasional lainnya, sering kali mengalami kesulitan untuk hadir tepat waktu sesuai jadwal yang ditentukan. Di sinilah celah yang dapat dimanfaatkan untuk berbagai bentuk kecurangan yang dapat dilakukan dalam sistem presensi manual ini, seperti titip absen atau penggunaan *finger* ganda, belum lagi kesulitan terkait akses data yang sulit diakses kembali untuk keperluan audit, pencatatan presensi yang tidak valid atau penyimpanan dokumen *hardcopy* yang cenderung memakan ruang.

Dalam upaya menyelesaikan tantangan tersebut, teknologi telah memberikan solusi yang lebih efisien, salah satu pendekatan yang mulai banyak diterapkan melalui pemanfaatan teknologi *Global Positioning System* (GPS), sebagaimana yang dilakukan oleh Dewi Milan Lubis, dkk yang merancang Sistem Monitoring Kehadiran Berbasis *QR Code* yang terintegrasi dengan GPS untuk mencatat kehadiran dosen, dengan mengatur posisi *longitude* dan *latitude* ke dalam *QR Code* yang dapat di-*scan* dan menghasilkan daftar presensi bagi dosen [3]. Hal yang mirip juga dilakukan oleh Fachrul Kurnia, dkk. yang memanfaatkan teknologi GPS sebagai dasar sistem presensi anggota Ditlantas Polda Lampung, lengkap dengan fitur *upload* foto *selfie* sebagai validasi presensi masuk maupun keluar [4]. Penerapan yang sama juga dilakukan oleh SMK Muhammadiyah 1 Weleri, yang memanfaatkan metode *Waterfall* dalam pengembangan sistem presensi guru dan karyawan berbasis teknologi GPS bersama dengan pengenalan wajah/*Face Recognition*, sistem yang dikembangkan mendapatkan penerimaan pengguna yang sangat tinggi dengan nilai uji sistem sebesar 93.8% [5]. Beberapa sistem presensi berteknologi GPS yang dikembangkan telah dapat diakses dalam perangkat *smartphone* berbasis *operating system* android maupun iOS [6]. Dengan cukup banyaknya penggunaan teknologi GPS dalam sistem presensi, secara tidak langsung menunjukkan efektivitas yang cukup baik dari teknologi GPS dalam menunjang sistem presensi. Dalam sebuah penelitian [7] sistem presensi *online* yang menggunakan teknologi GPS berpengaruh secara signifikan terhadap kedisiplinan pegawai Setda Kota Mataram dengan tingkat koefisien determinasinya hingga 16.6%.

Walaupun memiliki efektivitas yang baik, namun pengembangan sistem presensi dengan teknologi GPS tetap memiliki keterbatasan, salah satu tantangan adalah

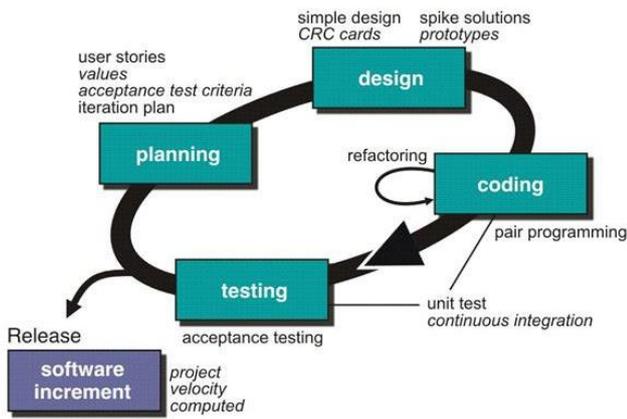
keakuratan koordinat lokasi pengguna khususnya bagi pengguna perangkat *smartphone* dimana akurasi koordinat lokasi dapat dipengaruhi oleh berbagai hal seperti kedekatan aplikasi GPS *smartphone* dengan *tower Base Transceiver Station*, jenis *provider* yang digunakan, merek *smartphone*, cuaca hingga kondisi geografis [8]. Akurasi yang dipengaruhi berbagai faktor ini menjadi masalah khususnya dalam konteks penggunaan perangkat *smartphone*, yang sangat bergantung pada integrasi perangkat keras dan layanan lokasi, sehingga diperlukan mekanisme tambahan untuk meningkatkan akurasi koordinat lokasi. Di dalam perangkat *smartphone/mobile* terdapat teknologi *Location Based Service* (LBS) yang dapat digunakan untuk menemukan lokasi perangkat yang digunakan [9], beberapa aplikasi saat ini seperti Gojek, Grab, Maxim, atau aplikasi transportasi *online* lainnya menawarkan kemampuan untuk mengidentifikasi lokasi perangkat secara lebih akurat melalui pengimplementasian teknologi LBS ini [10].

Pendekatan yang dikembangkan dalam penelitian ini merupakan integrasi teknologi *Global Positioning System* (GPS) dengan *Location Based Service* (LBS) untuk mengembangkan sistem presensi yang lebih akurat dan efisien. Tidak seperti penelitian sebelumnya yang hanya mengandalkan GPS, penelitian ini mengintegrasikan dua teknologi pengenalan lokasi untuk meningkatkan presisi koordinat *latitude* dan *longitude* pengguna, khususnya bagi pengguna perangkat *smartphone*. Dengan menggunakan metode *Extreme Programming* (XP) dalam pengembangan sistem diharapkan mampu memenuhi tuntutan pengembangan yang dinamis, melalui pendekatannya yang berbasis *object oriented* [11] serta tidak menekankan dokumentasi formal dalam setiap tahapan [12], memungkinkan fleksibilitasnya yang tinggi dalam pengembangan sistem yang responsif terhadap perubahan kebutuhan pengguna sekaligus memastikan kualitas perangkat lunak yang tinggi melalui iterasi yang berfokus pada kebutuhan pengguna dengan siklus pengembangan yang cepat.

Hasil penelitian ini diharapkan mampu memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan sistem presensi berbasis lokasi melalui integrasi teknologi GPS dan LBS, serta dapat menjadi referensi dalam pengembangan perangkat lunak menggunakan metode XP. Sehingga tidak hanya mampu menjawab permasalahan teknis yang ada, namun juga membuka peluang implementasi yang lebih luas dalam berbagai sektor.

## 2. METODE PENELITIAN

Metode pengembangan perangkat lunak *Extreme Programming* merupakan salah satu metode pengembangan yang termasuk dalam *Agile Software Development* dengan empat fase yang dikembangkan secara cepat meliputi fase *planning*, fase *design*, fase *coding* dan fase *testing* [13]. Fase yang dikerjakan dalam metode pengembangan sistem ini dapat dicermati pada gambar 1 berikut.



Gambar 1. Tahapan Metode Extreme Programming [14]

1. Fase *planning* menjadi permulaan sebelum melangkah ke fase yang lebih lanjut. Di dalam fase *planning* ini dilakukan perumusan masalah yang berkaitan dengan mekanisme presensi yang dilakukan selama ini dimana diketahui bahwa selama ini presensi yang digunakan masih berbentuk manual menggunakan mesin *fingerprint*, fokus dalam perumusan masalah ini untuk mengetahui kelemahan yang ada dalam mekanisme presensi yang dilakukan serta mengetahui permasalahan yang dialami pengguna selama ini. Di samping itu dalam fase *planning* ini juga dikumpulkan kebutuhan untuk mengembangkan sistem presensi, dengan berbasis pada sistem presensi yang sudah ada, dilakukan pengumpulan data seperti data pengguna, data jam presensi, penjadwalan, *latitude* dan *longitude* gedung kantor seperti yang terlihat pada Gambar 2. Tujuan dari dilakukannya pengumpulan data dan perumusan masalah ini dilakukan untuk mengetahui kebutuhan *user* terkait dengan fungsi/fitur yang akan diterapkan dalam sistem.

3505104101040006	Andani Catur S	11/22/2024	6:55:26 AM
3505104101040006	Andani Catur S	11/25/2024	6:50:56 AM
3505104101040006	Andani Catur S	11/25/2024	6:50:58 AM
3505104101040006	Andani Catur S	11/25/2024	4:19:24 PM
3505104101040006	Andani Catur S	11/26/2024	6:48:00 AM
3505104101040006	Andani Catur S	11/28/2024	6:50:04 AM
3505104101040006	Andani Catur S	11/28/2024	4:33:29 PM
3505104101040006	Andani Catur S	11/29/2024	6:44:06 AM
3505104101040006	Andani Catur S	11/29/2024	4:26:57 PM
3506172212000006	Muhammad Iqbal Amin	11/1/2024	7:21:15 AM
3506172212000006	Muhammad Iqbal Amin	11/1/2024	4:38:36 PM
3506172212000006	Muhammad Iqbal Amin	11/4/2024	7:12:16 AM
3506172212000006	Muhammad Iqbal Amin	11/4/2024	6:29:01 PM
3506172212000006	Muhammad Iqbal Amin	11/4/2024	7:17:27 PM
3506172212000006	Muhammad Iqbal Amin	11/5/2024	7:31:30 AM
3506172212000006	Muhammad Iqbal Amin	11/5/2024	4:25:49 PM
3506172212000006	Muhammad Iqbal Amin	11/7/2024	4:18:02 PM
3506172212000006	Muhammad Iqbal Amin	11/8/2024	7:13:51 AM
3506172212000006	Muhammad Iqbal Amin	11/8/2024	4:38:20 PM
3506172212000006	Muhammad Iqbal Amin	11/11/2024	7:36:01 AM
3506172212000006	Muhammad Iqbal Amin	11/12/2024	7:34:35 AM
3506172212000006	Muhammad Iqbal Amin	11/12/2024	4:14:55 PM
3506172212000006	Muhammad Iqbal Amin	11/13/2024	7:09:30 AM

Gambar 2. Contoh Data Presensi Manual Pegawai

- Setelah melalui fase *planning*, selanjutnya dilakukan fase *Design* untuk pembuatan alur proses pengembangan sistem yang dijelaskan dalam bentuk *flowchart*, *use case diagram*, *activity diagram* dan *class diagram*.
- Alur proses yang dikembangkan dalam fase *design* selanjutnya dilakukan *coding* untuk pengembangan sistem presensi yang mengintegrasikan teknologi GPS dan LBS. Pengembangan Sistem ini menggunakan bahasa pemrograman *Native PHP* sebagai *core*, dengan strukturnya yang fleksibel sehingga menjadi lebih mudah dan cepat dalam pengembangannya, untuk antarmuka akan digunakan bahasa pemrograman *HTML* dan *Javascript* yang *ter-bundling* dalam *framework bootstrap*.
- Sistem yang telah dikembangkan dalam fase *coding* selanjutnya diuji dengan skenario uji yang telah ditentukan. Skenario uji yang disusun dalam penelitian ini dilakukan digunakan untuk mengetahui sejauh mana penerimaan pengguna terhadap sistem presensi yang dikembangkan melalui penggunaan metode *User Acceptance Testing (UAT)*. Dalam pengujian ini, pengguna akhir seperti pegawai dan admin, dilibatkan langsung untuk menguji sistem dalam skenario penggunaan sebenarnya. Pengujian ini mencakup simulasi presensi di lokasi tertentu, evaluasi fitur laporan presensi, serta pengelolaan data kehadiran. UAT memberikan masukan penting mengenai pengalaman pengguna (*user experience*), seperti kemudahan navigasi antarmuka, responsivitas sistem, dan keakuratan data lokasi yang ditampilkan.

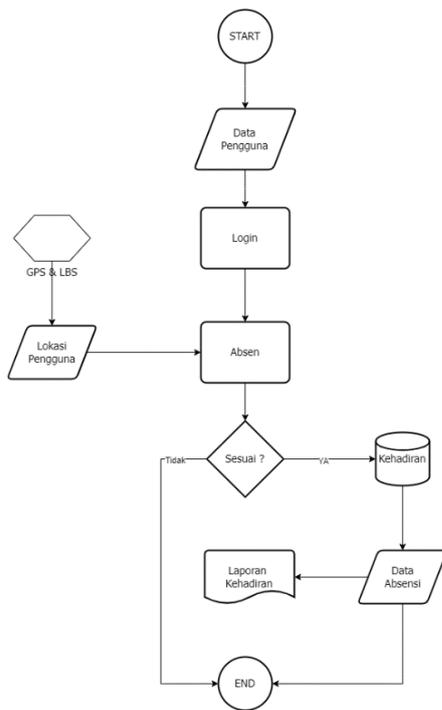
### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Hasil Penelitian

Sesuai dengan metode *Extreme Programming* yang digunakan dalam penelitian ini, dalam fase *planning* dilakukan pengumpulan dan analisa data bersama admin presensi, yang berdasar hasil analisisnya dilakukan design pengembangan sistem presensi yang dibutuhkan, hasil desain yang telah sesuai dengan kebutuhan seperti berikut.

##### 3.1.1 *Flowchart* Sistem Presensi Berbasis GPS dan LBS

Rancangan sistem yang dikembangkan menggunakan diagram UML sebagai model pengembangan, namun untuk menunjukkan alur proses sistem secara keseluruhan dapat dicermati dalam *flowchart* sebagaimana yang ada digambar 3 di bawah ini.

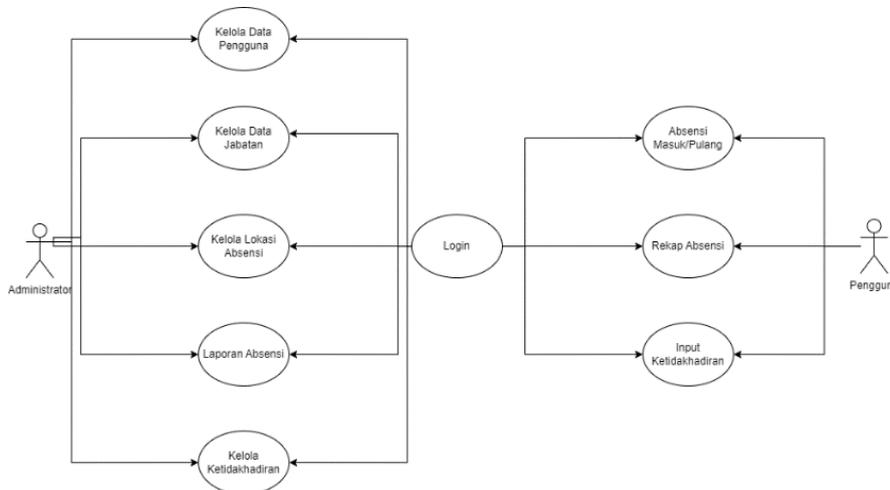


Gambar 3. Flowchart Presensi untuk Pegawai

Pada gambar 3 di atas, terdapat mekanisme pengenalan koordinat lokasi pengguna ke dalam sistem presensi sebelum pengguna melakukan presensi, mekanisme pengenalan koordinat lokasi ini didasarkan pada teknologi GPS dan LBS yang dimiliki oleh perangkat pengguna.

3.1.2 Use Case Sistem Presensi Berbasis GPS dan LBS

Berdasar analisis yang dilakukan dalam fase *planning* sebelumnya serta *flowchart* dalam gambar 3 di atas, dilakukan perancangan sistem menggunakan diagram *use case* yang dapat dilihat dalam gambar 4 di bawah ini, dimana terdapat dua aktor yaitu pengguna dan admin presensi. Aktivitas pengelola data presensi sepenuhnya dilakukan oleh admin, termasuk juga pelaporan presensi dan pengelolaan ketidakhadiran pegawai. Dalam fitur pengelolaan lokasi presensi, admin juga diberikan hak untuk mengatur titik lokasi presensi beserta *radius* yang diizinkan.



Gambar 4. Use Case Diagram Sistem Presensi Berbasis GPS dan LBS

Sedangkan pengguna biasa diberikan hak akses untuk melakukan presensi, melihat rekap presensi serta mengajukan ketidakhadiran. Dalam aktivitas *user* sebelum melakukan presensi, *user* diharuskan untuk melakukan *login* terlebih dahulu dan memastikan perangkat yang digunakan sudah memperoleh akses GPS sebagaimana yang ditunjukkan dalam salah satu *activity* diagram pada gambar 6 di bawah.

Terkait dengan pembatasan *radius* presensi, diimplementasikan rumus *haversine* untuk menghitung jarak antara titik lokasi pengguna di permukaan bumi dengan menggunakan *longitude* dan *latitude* sebagai variabel inputan [15], penggunaan rumus ini dipergunakan untuk mengabaikan *elipsoid* bumi dengan mengabaikan ketinggian perbukitan dan lembah dipermukaan bumi, persamaan untuk perhitungan *haversine* sebagai berikut.

$$a = \sin^2(\Delta\phi/2) + \cos \phi_1 \cdot \cos \phi_2 \cdot \sin^2(\Delta\lambda/2)$$

$$c = 2 \cdot \text{atan} 2 (\sqrt{a}, \sqrt{1-a})$$

$$d = R \cdot c \dots\dots\dots [16]$$

dimana:

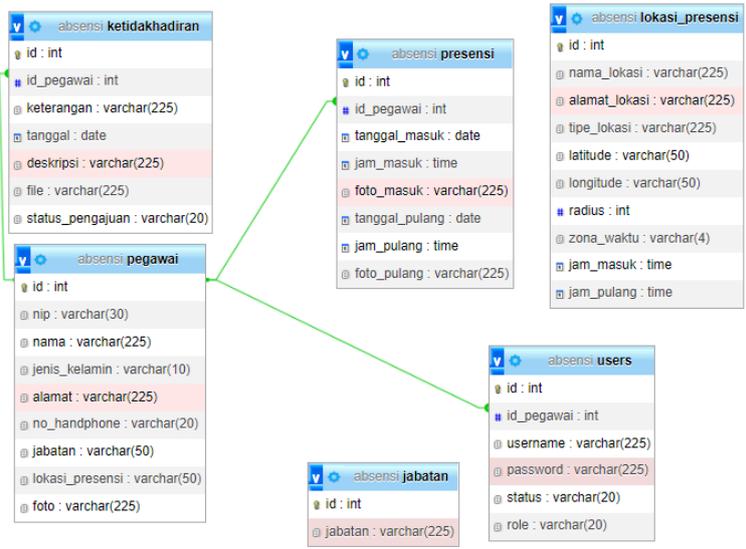
$\phi$  = *latitude*

$\lambda$  = *longitude*

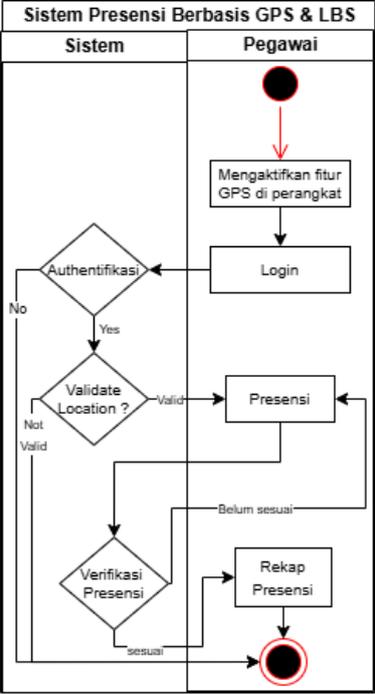
R = radius bumi (6.371 Km)

3.1.3 Class Diagram Sistem Presensi Berbasis GPS dan LBS

Presensi yang dilakukan menggunakan sistem ini akan disimpan ke dalam *database*. Rancangan *database* ini digambarkan melalui *Class Diagram* sebagaimana ditunjukkan pada gambar 5 di bawah, yang menunjukkan 6 tabel dipergunakan untuk menyimpan data yang digunakan dalam sistem presensi seperti data *user*, data pegawai, lokasi presensi dan sebagainya. Di samping itu terdapat juga relasi antara beberapa tabel yang digunakan dalam meningkatkan efektivitas pengelolaan data.



Gambar 5. Class Diagram dan Table Relational Diagram



Gambar 6. Activity Diagram Proses Presensi oleh Pegawai

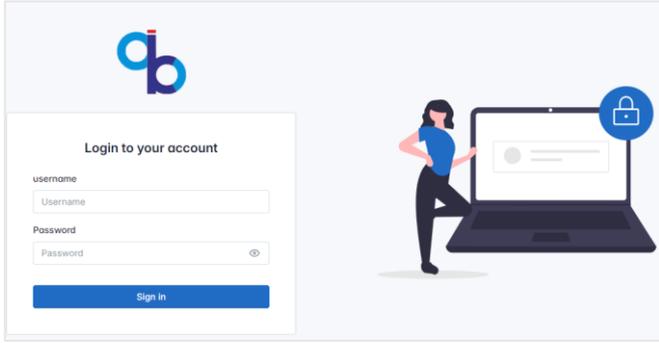
**3.2 Implementasi Sistem**

Dalam implementasi sistem dilakukan fase *coding* dan *testing*, desain sistem yang dikembangkan dalam fase sebelumnya kemudian diimplementasikan ke dalam bentuk sistem berbasis web yang dapat diakses pada alamat url <https://www.presensigps.xyz/auth/login.php>, dengan beberapa tampilan *user interface* dan fitur yang dikembangkan sebagai berikut.

**3.2.1 Form Login**

Dalam *form login* selain diatur mekanisme pengguna untuk masuk ke dalam sistem melalui *input-an user* dan *password*, juga diatur *credentials* untuk membedakan jenis pengguna antara Admin atau *user* biasa. Proses ini langsung diatur

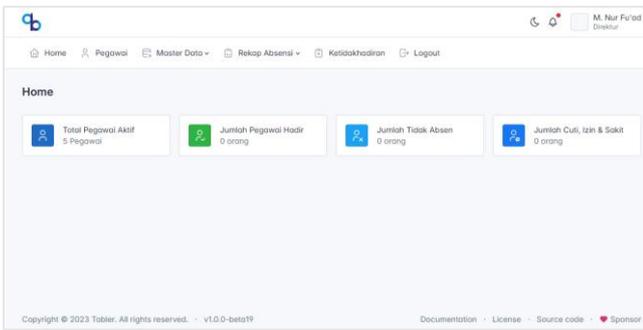
dalam laman *Login* seperti yang ditunjukkan pada gambar 7 di bawah ini.



Gambar 7. Form Login

### 3.2.2 Dashboard

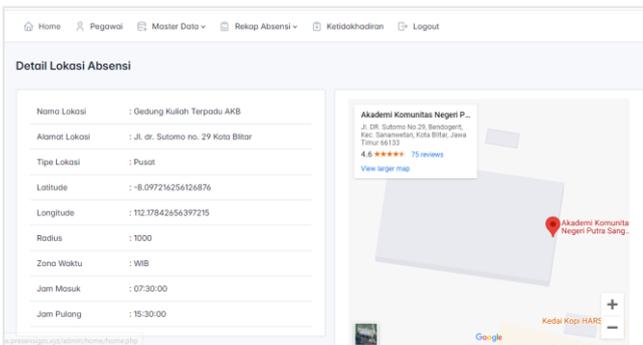
Dalam *Dashboard* Admin akan menampilkan beberapa informasi seperti jumlah pegawai yang aktif, serta menu-menu yang dapat digunakan oleh admin untuk mengelola data presensi seperti menu Pegawai untuk mengelola data pegawai, menu Master Data untuk mengelola data Lokasi Presensi. Di samping itu juga dapat dilakukan pemantauan statistik lainnya seperti total pegawai aktif atau jumlah pegawai hadir sebagaimana ditunjukkan dalam gambar 8 berikut.



Gambar 8. Dashboard Admin

### 3.2.3 Master Data

Menu master ini dipergunakan untuk mengelola data jabatan dan lokasi presensi. Dimana dalam proses pengelola data disertakan pula pengaturan koordinat *latitude-longitude* lokasi presensi, radius presensi, zona waktu yang digunakan serta jam masuk/pulang dan lama waktu kerja sebagaimana hasilnya ditunjukkan dalam gambar 9 berikut.



Gambar 9. Detail Lokasi Presensi

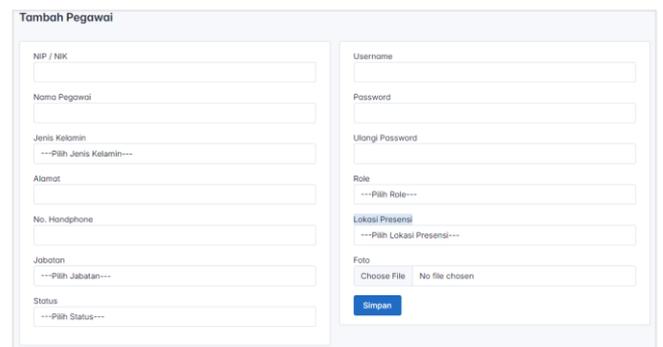
Dalam pembatasan radius presensi, diimplementasikan perhitungan rumus *haversine* yang digunakan untuk membatasi radius presensi yang diperbolehkan, sehingga bila pengguna melakukan presensi di luar radius yang ditentukan maka tidak dapat melakukan presensi, implementasi rumus *haversine* sebagai perhitungan radius dapat dilihat dalam *coding* berikut.

```

$perbedaan_koordinat = $longitude_pegawai -
$longitude_kantor;
$jarak =
sin(deg2rad($latitude_pegawai))*sin(deg2rad($lati
tude_kantor)) +
cos(deg2rad($latitude_pegawai))*cos(deg2rad($lati
tude_kantor))*cos(deg2rad($perbedaan_koordinat));
$jarak = acos($jarak);
$jarak = rad2deg($jarak);
$mil = $jarak * 60 * 1.1515;
$jarak_km = $mil * 1.609344;
$jarak_meter = $jarak_km * 1000;
    
```

### 3.2.4 Pegawai

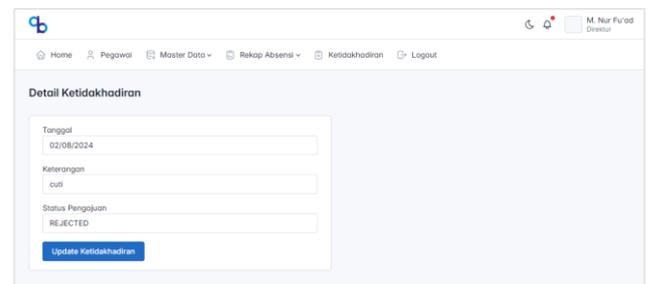
Di dalam menu ini, selain dipergunakan untuk menampilkan data pegawai serta melakukan pengelolaan seperti edit dan hapus data, juga terdapat *form* untuk menambahkan data pegawai yang ditunjukkan pada gambar 10 berikut.



Gambar 10. Tambah Data Pegawai

### 3.2.5 Ketidakhadiran

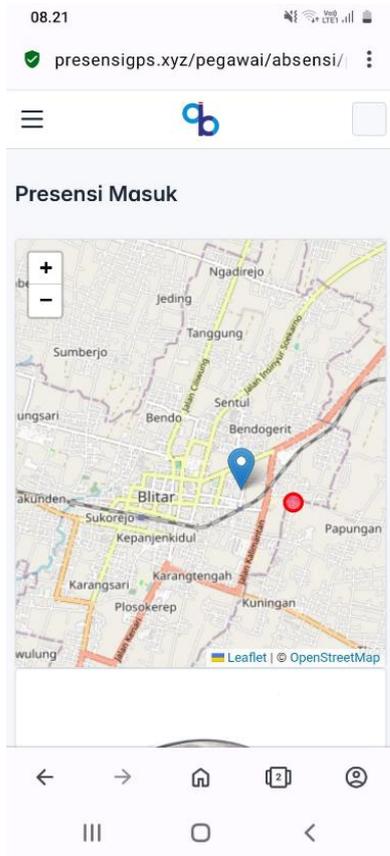
Menu lain yang dikelola oleh admin adalah ketidakhadiran yang dipergunakan untuk mengelola ajuan ketidakhadiran pegawai. Di dalam menu ini admin dapat menentukan apakah ajuan ketidakhadiran dari pegawai dapat disetujui atau tidak, untuk menunjang ajuan ketidakhadiran disertakan juga mekanisme *upload* bukti/dokumen yang nanti akan dipergunakan oleh admin sebagai dapat dalam menyetujui ajuan ketidakhadiran pegawai seperti tampilan yang ditunjukkan pada gambar 11 berikut.



Gambar 11. Ketidakhadiran

### 3.2.6 Presensi

Dalam tampilan sistem yang ada di *role* pegawai, bilamana sudah memasuki jam presensi secara otomatis akan muncul fitur untuk melakukan presensi, dimana proses presensi yang dilakukan pegawai akan menampilkan lokasi pengguna sesuai dengan posisi *latitude* dan *longitude* perangkat yang digunakan yang diperoleh dari teknologi GPS dan LBS yang terdapat pada perangkat pengguna, sebagaimana yang ditunjukkan dalam gambar 12 berikut.



Gambar 12. Tampilan Lokasi Presensi Pengguna

Di dalam *maps* akan ditunjukkan *icon location* yang menunjukkan titik acuan lokasi presensi, sedangkan posisi koordinat pengguna akan ditunjukkan melalui titik merah, bilamana posisi pegawai di luar radius yang ditentukan maka akan dimunculkan pesan bahwa koordinat pegawai di luar radius dan tidak bisa melakukan presensi.

Bilamana pengguna sudah melakukan presensi di dalam sistem, maka pada bagian *dashboard* pengguna akan berubah tampilannya seperti dalam gambar 13. Untuk fitur presensi pulang akan diaktifkan bilamana sudah memasuki waktu presensi pulang sebagaimana yang diatur dalam menu master data. Di samping tampilan *dashboard* yang berubah juga data presensi dapat langsung dilihat pada menu Rekap Absen seperti pada gambar 14.



Gambar 13. Tampilan Dashboard Pengguna

No.	Tanggal	Jam Masuk	Jam Pulang	Total Jam	Total Terlambat
1	02 January 2025	08:19:25		0 Jam 0 Menit	0 Jam 49 Menit
2	31 December 2024	08:24:59		0 Jam 0 Menit	0 Jam 54 Menit
3	30 December 2024	08:09:22		0 Jam 0 Menit	0 Jam 39 Menit
4	29 December 2024	13:25:26		0 Jam 0 Menit	5 Jam 55 Menit
5	28 December 2024	10:12:02	16:09:12	5 Jam 57 Menit	2 Jam 42 Menit
6	27 December 2024	13:10:15	16:09:49	2 Jam 59 Menit	5 Jam 40 Menit

Gambar 14. Rekap Presensi Pengguna

### 3.3 Pengujian Sistem

Setelah fase *coding* yang menghasilkan sistem presensi yang mengintegrasikan teknologi GPS dan LBS, dilakukan pengujian untuk mengetahui sejauh mana sistem yang dikembangkan sesuai dengan kebutuhan pengguna. Pengujian sistem ini dilakukan dengan menggunakan metode *User Acceptance Testing* untuk menguji fitur dan fungsional sistem melalui pembagian kuesioner untuk responden. Pengujian dilakukan menggunakan beberapa pertanyaan yang digunakan untuk mengukur sejauh mana kesesuaian sistem presensi yang dikembangkan dengan kebutuhan pengguna seperti Apakah sistem presensi ini mudah digunakan, sebagaimana yang ditunjukkan dalam tabel 1 berikut.

**Tabel 1.** Pertanyaan Kuesioner

No	Pertanyaan	SS	S	KS	TS	STS
2	Apakah sistem presensi ini mudah digunakan?					
3	Apakah menu dan fitur yang ada dalam sistem presensi ini mudah dipahami?					
4	Apakah proses presensi yang dilakukan lebih mudah dengan menggunakan sistem presensi ini?					
5	Apakah dengan menggunakan sistem presensi ini mempermudah dalam merekapitulasi data presensi?					
6	Apakah dengan menggunakan sistem presensi ini mempermudah dalam mengajukan ijin ketidakhadiran?					
7	Apakah teknologi pengenalan lokasi pengguna dalam sistem presensi ini sudah berfungsi dengan baik?					
8	Bagi pengguna perangkat <i>smartphone/mobile</i> , apakah sistem presensi ini berjalan dengan baik?					

Untuk mengukur sejauh mana pengguna memahami kuesioner yang diberikan maka setiap pertanyaan akan diukur dalam beberapa kategori yang diatur menggunakan metode *likert*, seperti yang ditunjukkan dalam tabel 2 berikut.

**Tabel 2.** Keterangan Kategori

Kategori	Keterangan	Bobot Nilai
SS	Sangat Setuju	5
S	Setuju	4
KS	Kurang Setuju	3
TS	Tidak Setuju	2
STS	Sangat Tidak Setuju	1

Dari kuesioner yang telah dibagikan kepada 25 responden, diperoleh hasil data jawaban dari masing-masing pertanyaan, sebagai berikut:

**Tabel 3.** Frekuensi Jawaban Kuesioner [17]

Pertanyaan	Jawaban Responden					S	%
	STS	TS	KS	S	SS		
	1	2	3	4	5		
Apakah sistem ini membantu dalam mencatat presensi?						28	100%
Apakah sistem presensi ini mudah digunakan?			2	8	18	128	91.4%
Apakah menu dan fitur yang ada dalam sistem presensi ini mudah dipahami?		1		9	18	128	91.4%
Apakah proses presensi yang dilakukan lebih mudah dengan menggunakan sistem presensi ini?		1		10	17	127	90.7%
Apakah dengan menggunakan sistem			1	11	16	127	90.7%

Pertanyaan	Jawaban Responden					S	%
	STS	TS	KS	S	SS		
	1	2	3	4	5		
presensi ini mempermudah dalam merekapitulasi data presensi?							
Apakah dengan menggunakan sistem presensi ini mempermudah dalam mengajukan ijin ketidakhadiran?			2	11	15	123	87.9%
Apakah teknologi pengenalan lokasi pengguna dalam sistem presensi ini sudah berfungsi dengan baik?			2	10	16	126	90.0%
Bagi pengguna perangkat <i>smartphone/mobile</i> , apakah sistem presensi ini berjalan dengan baik?			2	11	15	125	89.3%
<b>Total/Rerata</b>	<b>0</b>	<b>4</b>	<b>7</b>	<b>70</b>	<b>143</b>		<b>91.4%</b>

Berdasar tabel 3 di atas, sebagian besar responden menyatakan bahwa sistem presensi yang dikembangkan sudah membantu dalam mencatat presensi dengan 64% responden menyatakan fitur yang ada dalam sistem presensi ini mudah dipahami, 57% responden juga menyatakan sistem presensi yang digunakan sudah melakukan pengenalan lokasi pengguna dengan baik, serta 54% pengguna sudah dapat menjalankan sistem presensi yang dikembangkan dalam perangkat *smartphone/mobile* yang dimiliki dengan baik. Namun terdapat sekitar 2% responden yang menyatakan bahwa sistem presensi ini belum cukup baik dalam menangani pengajuan ijin ketidakhadiran. Walaupun terdapat beberapa responden yang belum cukup baik, namun dengan nilai rerata yang cukup tinggi yaitu sebesar 91.4% secara tidak langsung ada sekitar 25 responden yang menyatakan sistem presensi yang dikembangkan dapat berjalan dengan baik, nilai yang cukup tinggi ini apabila dilihat dengan kriteria kelayakan sistem yang terdapat dalam penelitian Dina Yulistin [17], sehingga sangat mampu untuk menjadi solusi dalam menyelesaikan permasalahan presensi dan dapat memenuhi kebutuhan pengguna.

**4. KESIMPULAN**

Sistem presensi yang dikembangkan dengan memanfaatkan GPS dan LBS menggunakan metode *Extreme Programming* (XP) telah terbukti mampu meningkatkan akurasi serta efisiensi dalam proses presensi. Kombinasi teknologi GPS untuk menentukan posisi pengguna dengan LBS berhasil mengatasi masalah akurasi yang kerap muncul pada perangkat *smartphone*. Penelitian ini menunjukkan bahwa sistem tersebut tidak hanya mampu memenuhi kebutuhan teknis pengguna, tetapi juga memberikan keunggulan fleksibilitas dalam proses pengembangannya, berkat pendekatan XP.

Meskipun sistem ini dinilai efektif, beberapa tantangan tetap ada, seperti ketepatan koordinat lokasi yang dapat dipengaruhi oleh faktor eksternal, termasuk kondisi geografis, cuaca, dan perangkat keras yang digunakan. Oleh karena itu, diperlukan mekanisme tambahan atau pengembangan lanjutan guna memastikan keandalan sistem dalam berbagai situasi. Secara keseluruhan, sistem ini diharapkan menjadi acuan dalam pengembangan perangkat lunak presensi berbasis teknologi lokasi, sekaligus mendorong penerapannya di berbagai sektor.

### Ucapan Terima Kasih

Ucapan terima kasih kami sampaikan kepada Unit Pengabdian Kepada Masyarakat dan Penjaminan Mutu (P2KMPM) Akademi Komunitas Negeri Putra Sang Fajar Blitar yang bersedia membantu dan mendukung dalam penyelesaian penelitian ini.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. A. ALDA, "Pengaruh Efektivitas Penerapan Sistem Presensi *Finger Print* (Sidik Jari) Terhadap Disiplin Kerja Pegawai Pada Fakultas Ekonomi Dan Ilmu Sosial Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau," 2014.
- [2] E. Nugroho, *Biometrika: Mengenal Sistem Identifikasi Masa Depan*. Yogyakarta : Andi offset, 2009.
- [3] D. Milan Lubis, M. Pandia, and B. Sinuraya, "Perancangan Sistem Monitoring Kehadiran Dosen Berbasis QR Code dan GPS", Accessed: Dec. 30, 2024. [Online]. Available: <https://jurnalnya.stmikneumann.ac.id/index.php/pitin/article/view/48>
- [4] F. K. Adam, A. F. O. Pasaribu, and A. D. Wahyudi, "Aplikasi Monitoring Presensi Karyawan Ditlantas Dengan Penerapan Teknologi GPS (Studi Kasus: Ditlantas Polda Lampung)," *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 4, no. 1, pp. 1–9, Mar. 2023, doi: 10.33365/jatika.v4i1.723.
- [5] Y. Wahyu Setiya Putra and M. Fadlil Adhim, "Sistem Informasi Presensi *Online* Menggunakan Teknologi *Face Recognition* dan GPS," *TEKNOKOMPAK*, vol. 16, no. 1, pp. 149–161, 2022, Accessed: Dec. 30, 2024. [Online]. Available: <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknokompak/article/view/1470>
- [6] N. Seran *et al.*, "Implementasi Presensi Online Berbasis Sistem GPS Pada Pegawai Lapangan DP5A," vol. 10, no. 4, pp. 183–193, 2023.
- [7] B. E. Sekar, I. Widari, M. Firmansyah, and A. B. Singandaru, "Efektivitas Penerapan Absensi Online Berbasis GPS Dalam Upaya Peningkatan Kedisiplinan Pegawai di Setda Kota Mataram," *Jurnal Oportunitas Ekonomi Pembangunan*, vol. 2, no. 2, pp. 54–62, 2023.
- [8] A. Sulisty, A. Yudhana, Sunardi, and R. Aini, "Kombinasi Teknologi Aplikasi GPS Mobile dan Pemetaan SIG dalam Sistem Pemantauan Demam Berdarah (DBD)," *khazanah informatika*, vol. 5, no. 1, pp. 6–14, 2019.
- [9] S. Srinivas Vellela, K. Basha Sk, V. B. Reddy, R. D, and S. Javvadi, "*Mobile RFID Applications In Location Based Services Zone*," *Journal Of Emerging Technologies And Inovative Research*, vol. 10, no. 6, 2023.
- [10] K. A. Yuwamahendra and C. I. Ratnasari, "Penerapan Teknologi *Location-Based Services* dalam *Mobile Application*: Suatu Tinjauan Literatur," *Automata*, vol. 2, no. 1, 2020.
- [11] R. Mersita, D. Darwis, and A. Surahman, "Sistem Informasi Pembayaran SPP pada Sekolah di Kecamatan Gedung Tataan dengan Metode *Extreme Programming*," 2022.
- [12] A. Rokhim, F. I. Azhar, and W. E. Saputra, "Implementasi Metode *Extreme Programming* untuk Meningkatkan Pengembangan Perangkat Lunak pada UMKM: Studi Kasus di Sektor E-Commerce," *Kohesi: Jurnal Multidisiplin Saintek*, vol. 6, no. 1, 2024, doi: 10.8734/Kohesi.v1i2.365.
- [13] A. Nurkholis, E. R. Susanto, and S. Wijaya, "Penerapan *Extreme Programming* dalam Pengembangan Sistem Informasi Manajemen Pelayanan Publik," *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 1, pp. 124–134, 2021.
- [14] M. L. A. Nurachman, U. M. H. Tamyiz, and Minarto, "Rancang Bangun Aplikasi Penyewaan Skuter *Online* Berbasis *Mobile* Menggunakan Metode *Extreme Programming* (Studi kasus: Skuterin Purwakarta)," *JATIKOM: Jurnal Aplikasi dan Teori Ilmu Komputer* , vol. 7, no. 2, 2024.
- [15] A. Rahmatulloh, "Implementasi Formula *Haversine* dan Komunikasi Data *Real-Time* Menggunakan *Websocket* di Sistem Pengawasan Warga Negara Asing," *KLIK - KUMPULAN JURNAL ILMU KOMPUTER*, vol. 6, no. 2, p. 143, Jun. 2019, doi: 10.20527/klik.v6i2.210.
- [16] A. P. Aldya, A. Rahmatulloh, and M. Fachurroji, "*Haversine Formula* Untuk Membatasi Jarak Pada Aplikasi Presensi Online," *INSTEK: Informatika, Sains dan Teknologi*, vol. 4, no. 2, pp. 171–180, 2019.
- [17] D. Yulistina and B. D. D. Arianti, "*E-Katalog* Sebagai Sistem Informasi Pemasaran Kopi Sapit Berbasis Web," *EDUMATIC: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 3, no. 2, pp. 45–52, Dec. 2019, doi: 10.29408/edumatic.v3i2.1766.



## ANALISIS FAKTOR YANG MEMENGARUHI ADOPSI APLIKASI NO THANKS DALAM MENDUKUNG GERAKAN BDS TERHADAP ISRAEL

St. Nurmuhsina<sup>1</sup>, Nuranisah<sup>2</sup>, Maryam Hasnaa' Syamila<sup>3</sup>, Muhammad Sayyid Ramadhan<sup>4</sup>,  
Tiffany Nabarian<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup>Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Terpadu Nurul Fikri

Jakarta Selatan, DKI Jakarta, Indonesia 12640

stnu22271ti@student.nurulfikri.ac.id, nura22097ti@student.nurulfikri.ac.id, mary22067ti@student.nurulfikri.ac.id,

muha21202ti@student.nurulfikri.ac.id, nabarian@nurulfikri.ac.id

### Abstract

*This study analyzes the factors influencing the adoption of the No Thanks application in Indonesia to support the BDS movement. The research aims to understand how technology aids social movements, particularly in advocating Palestinian rights. Using the Technology Acceptance Model (TAM), this study employs qualitative and quantitative methods, including hypothesis testing, statistical analysis, validity, and reliability tests. A survey was conducted on 108 respondents, primarily female (60.2%), aged 17-25 years (98.1%), students (92.6%), with monthly expenses ranging from Rp 100,000 to Rp 300,000 (40.7%), and mostly residing in West Java (69.4%). The findings reveal significant relationships among research variables. Social Awareness, Social Norms, Value Compatibility, Technology Self-Efficacy, Information Availability, and application features influence Perceived Usefulness (PU) and Perceived Ease of Use (PEOU), which subsequently affect Attitude (A) and Behavioral Intention (BI). The study concludes that intuitive interface design, accessible information, and social relevance are key to enhancing adoption and strengthening the role of technology in social movements.*

**Keywords:** Boycott, BDS Movement, No Thanks, Palestine, Technology Acceptance Model (TAM)

### Abstrak

Penelitian ini menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi adopsi penggunaan aplikasi No Thanks di Indonesia dalam mendukung gerakan BDS. Tujuan penelitian adalah memahami bagaimana teknologi berperan dalam mendukung gerakan sosial, khususnya dalam memperjuangkan hak-hak Palestina. Dengan menggunakan model *Technology Acceptance Model* (TAM), penelitian ini menggabungkan metode kualitatif dan kuantitatif, melalui pengujian hipotesis, analisis statistik, serta uji validitas dan reliabilitas. Survei dilakukan terhadap 108 responden, mayoritas perempuan (60,2%), berusia 17-25 tahun (98,1%), mahasiswa (92,6%), dengan pengeluaran bulanan Rp 100.000 - Rp 300.000 (40,7%), dan sebagian besar berdomisili di Jawa Barat (69,4%). Hasil analisis menunjukkan hubungan signifikan antar variabel. Faktor *Social Awareness*, *Social Norms*, *Value Compatibility*, *Technology Self-Efficacy*, ketersediaan informasi, dan fitur aplikasi berpengaruh terhadap *Perceived Usefulness* (PU) dan *Perceived Ease of Use* (PEOU), yang selanjutnya memengaruhi Sikap (A) dan Niat Perilaku (BI). Studi ini menyimpulkan bahwa antarmuka intuitif, informasi yang mudah diakses, serta relevansi sosial merupakan faktor utama yang meningkatkan adopsi aplikasi dan memperkuat peran teknologi dalam gerakan sosial.

**Kata kunci:** Boikot, Gerakan BDS, No Thanks, Palestina, *Technology Acceptance Model* (TAM)

### 1. PENDAHULUAN

Konflik Palestina dan Israel, yang telah berlangsung sejak abad ke-19, berpusat pada perebutan wilayah yang sama. Pada 7 Oktober 2023, Hamas menyerang Israel sebagai balasan atas kekerasan dan ketidakadilan yang dilakukan Israel terhadap Palestina. Konflik ini telah menyebabkan ribuan korban, dengan total hingga 2 November 2023 mencapai 41.234 orang, termasuk 10.593 tewas dan 30.541 luka-luka (Kompas.id) [1]. Aksi genosida Israel terhadap Palestina memicu reaksi dunia, salah satunya dengan

melakukan aksi boikot sebagai bentuk penolakan terhadap kebijakan Israel [2].

Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), boikot berarti bersekongkol untuk menolak bekerja sama (seperti berdagang, berbicara, atau ikut serta). Pemboikotan adalah tindakan memboikot sebagai bentuk protes atau ketidakpuasan terhadap pihak yang dianggap melakukan tindakan tidak pantas [3]. Seiring dengan memanasnya konflik, gerakan sosial Boikot Divestasi-Sanksi (BDS) yang

dimulai sejak 2005 menunjukkan peningkatan signifikan [4]. BDS adalah gerakan internasional yang dipimpin oleh kelompok pro-Palestina untuk menekan Israel agar menghormati hak asasi manusia rakyat Palestina, dengan menganjurkan boikot ekonomi, sanksi politik, dan divestasi investasi terhadap Israel [5].

Isu Palestina telah menjadi perhatian utama masyarakat Indonesia selama beberapa dekade. Dukungan terhadap perjuangan rakyat Palestina terus konsisten, terbukti dari tingginya partisipasi dalam berbagai kegiatan solidaritas, baik secara *online* maupun *offline*. Berdasarkan hasil survei yang telah disebar, kepedulian terhadap Palestina didorong oleh rasa kemanusiaan dan empati terhadap penderitaan rakyat Palestina. Kepedulian ini juga menjadi fondasi kuat bagi gerakan Boikot, Divestasi, dan Sanksi (BDS) terhadap Israel—gerakan global yang bertujuan memberikan tekanan pada pihak-pihak yang mendukung pendudukan Palestina melalui tindakan konkret.

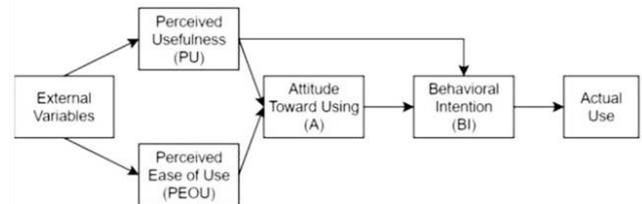
Di era digital, berbagai aplikasi dan platform teknologi dikembangkan untuk memfasilitasi partisipasi masyarakat dalam mendukung gerakan ini. Salah satunya adalah aplikasi No Thanks, yang dirancang untuk membantu pengguna mengidentifikasi dan memboikot produk atau perusahaan yang mendukung pendudukan Israel. Aplikasi No Thanks telah memiliki 3,9 juta pengguna dari berbagai negara dan diluncurkan pada 13 November 2023 [6]. Berdasarkan keterangan dari aplikasi, No Thanks dikembangkan oleh Ahmed Bashbash, seorang warga Palestina asal Gaza yang kini tinggal di Hongaria [7].

Penelitian ini memiliki batasan untuk menjaga fokus dan arah yang jelas. Responden dibatasi pada masyarakat Indonesia berusia minimal 17 tahun, yang diharapkan memiliki pemahaman yang baik tentang isu Palestina. Fokus utama penelitian adalah faktor-faktor yang memengaruhi adopsi aplikasi No Thanks, tanpa membahas aspek teknis aplikasi. Selain itu, penelitian ini hanya melibatkan responden yang memiliki pengetahuan atau ketertarikan terhadap gerakan Boikot, Divestasi, dan Sanksi (BDS) Israel, baik secara aktif maupun pasif.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi adopsi penggunaan aplikasi No Thanks di kalangan masyarakat Indonesia dalam mendukung gerakan BDS Israel. Kajian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman lebih mendalam tentang pemanfaatan teknologi untuk gerakan sosial, khususnya dalam mendukung perjuangan hak-hak Palestina. Keberhasilan adopsi aplikasi No Thanks sangat bergantung pada pemahaman terhadap faktor-faktor yang memengaruhi niat dan perilaku pengguna. Oleh karena itu, model *Technology Acceptance Model* (TAM) digunakan dalam penelitian ini [8].

*Technology Acceptance Model* (TAM) adalah model untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi penggunaan teknologi oleh individu. TAM menjelaskan faktor-faktor

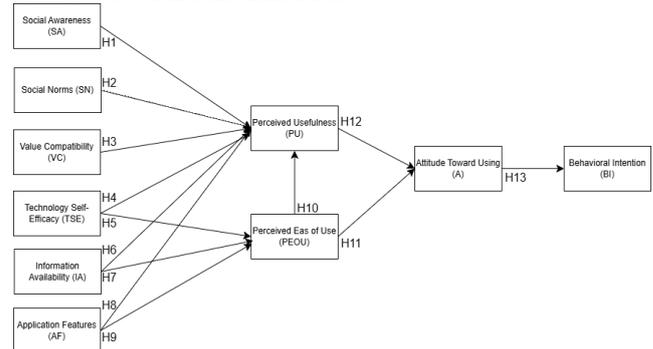
penentu penerimaan teknologi, yang berlaku untuk berbagai teknologi komputasi dan pengguna. Model ini terdiri dari empat variabel utama: *Perceived Usefulness* (PU), *Perceived Ease of Use* (PEOU), *Attitude Toward Using* (A), dan *Behavioral Intention* (BI). PU menunjukkan manfaat teknologi bagi pengguna, sedangkan PEOU menggambarkan kemudahan penggunaan dan pembelajaran teknologi tersebut. Model TAM yang dikembangkan oleh Davis (1989) dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. *Technology Acceptance Model* (TAM) [9]

Gambar di atas menggambarkan hubungan antar variabel dalam *Technology Acceptance Model* (TAM), yang menjelaskan bagaimana faktor eksternal memengaruhi persepsi pengguna terhadap teknologi, yang pada akhirnya menentukan niat dan penggunaan teknologi tersebut.

## 2. METODE PENELITIAN



Gambar 2. Model Teoritis

Berdasarkan bagan pada Gambar 2, adapun hipotesis pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

### a. *Social Awareness* (SA)

*Social Awareness* (SA) atau kesadaran sosial berperan penting dalam interaksi individu dengan teknologi, termasuk aplikasi pendukung gerakan sosial seperti No Thanks. Kesadaran akan dampak konsumsi produk terhadap isu sosial, seperti boikot perusahaan pendukung Israel, mendorong pengguna memandang aplikasi ini sebagai alat bermanfaat untuk tujuan sosial dan keputusan pembelian yang etis [10].

**H1:** *Social Awareness* secara signifikan memengaruhi *Perceived Usefulness* aplikasi No Thanks.

### b. *Social Norms* (SN)

*Social Norms* atau norma sosial adalah persepsi individu tentang perilaku yang diharapkan dalam konteks sosial tertentu. Dalam kerangka *Technology Acceptance Model* (TAM), norma sosial berperan sebagai faktor eksternal yang memengaruhi sikap dan niat adopsi teknologi [11]. Penelitian menunjukkan bahwa tekanan dari rekan atau atasan dapat mendorong keinginan individu untuk menggunakan teknologi baru.

**H2:** *Social Norms* secara signifikan memengaruhi *Perceived Usefulness* aplikasi No Thanks.

#### c. *Value Compatibility* (VC)

*Value Compatibility* (VC) atau kesesuaian nilai adalah aspek penting dalam TAM yang mengukur kesesuaian teknologi dengan nilai, keyakinan, dan pengalaman pengguna [12]. Dalam konteks aplikasi No Thanks untuk mendukung boikot produk terkait Israel, VC berperan signifikan dalam memengaruhi adopsi dan penggunaan aplikasi.

**H3:** *Value Compatibility* secara signifikan memengaruhi *Perceived Usefulness* aplikasi No Thanks.

#### d. *Technology Self-Efficacy* (TSE)

*Technology Self-Efficacy* (TSE) atau kemampuan teknologi individu adalah keyakinan individu terhadap kemampuan mereka menggunakan teknologi secara efektif. Dalam TAM, TSE memengaruhi persepsi kemudahan penggunaan dan kegunaan teknologi [13]. Individu dengan TSE tinggi lebih percaya diri menggunakan sistem baru, yang meningkatkan niat untuk mengadopsi teknologi. TSE berdampak positif pada persepsi kemudahan, kegunaan, dan niat adopsi teknologi.

**H4:** *Technology Self-Efficacy* secara signifikan memengaruhi *Perceived Ease of Use* aplikasi No Thanks.

#### e. *Information Availability* (IA)

*Information Availability* (IA) atau ketersediaan informasi adalah sejauh mana informasi relevan, akurat, dan mudah diakses tentang aplikasi No Thanks. Ketersediaan informasi yang baik membantu pengguna memahami fungsi, tujuan, dan cara penggunaan aplikasi, sehingga memengaruhi persepsi mereka terhadap kemudahan penggunaan (*Perceived Ease of Use*) dan manfaat aplikasi (*Perceived Usefulness*).

**H5:** *Information Availability* secara signifikan memengaruhi *Perceived Usefulness* aplikasi No Thanks.

**H6:** *Information Availability* secara signifikan memengaruhi *Perceived Ease of Use* aplikasi No Thanks.

#### f. *Application Features* (AF)

*Application Features* (AF) mencakup karakteristik, fungsi, dan kemampuan teknis aplikasi yang dirancang untuk memenuhi kebutuhan pengguna. Dalam konteks aplikasi No

Thanks, fitur intuitif dan relevan memengaruhi persepsi kemudahan penggunaan (*Perceived Ease of Use*) dan manfaat (*Perceived Usefulness*), sehingga menentukan pengalaman pengguna dan keberhasilan adopsi aplikasi [14].

**H7:** *Application Features* secara signifikan memengaruhi *Perceived Usefulness* aplikasi No Thanks.

**H8:** *Application Features* secara signifikan memengaruhi *Perceived Ease of Use* aplikasi No Thanks.

#### g. *Perceived Ease of Use* (PEOU)

*Perceived Ease of Use* (PEOU) adalah keyakinan individu bahwa suatu teknologi mudah digunakan tanpa memerlukan banyak usaha atau pembelajaran intensif. PEOU berperan penting dalam memengaruhi sikap dan niat adopsi teknologi, sebagaimana penelitian menunjukkan bahwa kemudahan penggunaan adalah faktor utama dalam memprediksi penerimaan teknologi [15].

**H9:** *Perceived Ease of Use* secara signifikan memengaruhi *Perceived Usefulness*.

#### h. *Attitude Toward Using* (A)

*Attitude Toward Using* (A) dalam Model TAM adalah sikap positif atau negatif pengguna terhadap penggunaan aplikasi, yang dibentuk oleh persepsi manfaat (*Perceived Usefulness*) dan kemudahan penggunaan (*Perceived Ease of Use*). Dalam konteks aplikasi No Thanks, sikap ini berperan penting dalam menentukan niat pengguna untuk terus menggunakan aplikasi guna mendukung gerakan BDS terhadap Israel.

**H10:** *Perceived Usefulness* secara signifikan memengaruhi sikap terhadap penggunaan aplikasi.

**H11:** *Perceived Ease of Use* secara signifikan memengaruhi sikap terhadap penggunaan aplikasi.

#### i. *Behavioral Intention* (BI)

*Behavioral Intention* (BI) dalam Model TAM adalah niat individu untuk menggunakan teknologi dalam waktu dekat. Dalam aplikasi No Thanks, BI mencerminkan keinginan pengguna memanfaatkan aplikasi untuk mendukung gerakan BDS terhadap Israel. BI merupakan prediktor utama perilaku aktual (*Actual Use*), sehingga semakin tinggi niat pengguna, semakin besar kemungkinan aplikasi akan digunakan secara berkelanjutan [16].

**H12:** Sikap terhadap penggunaan aplikasi secara signifikan memengaruhi niat untuk menggunakan aplikasi.

Penelitian ini menggunakan model *Technology Acceptance Model* (TAM) untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi adopsi penggunaan aplikasi No Thanks dalam mendukung gerakan BDS terhadap Israel. Metode yang digunakan adalah kombinasi kualitatif dan kuantitatif untuk mendapatkan hasil terukur dan mendalam.

Data kuantitatif dikumpulkan melalui *Google Form* menggunakan skala *Likert* untuk mendapatkan hasil yang terukur, sementara data kualitatif diperoleh melalui teknik observasi dari artikel, jurnal dan dokumen yang dapat dijadikan sebagai pendukung penelitian. Adapun kelompok yang menjadi objek penelitian adalah masyarakat Indonesia yang peduli terhadap isu Palestina yang sadar pentingnya kontribusi terhadap gerakan BDS Israel.

Setelah mengumpulkan data melalui metode kuantitatif, selanjutnya data tersebut diolah menjadi statistik deskriptif dan tematik, dimana hasil dan pembahasan ini menggambarkan pandangan dan pemahaman masyarakat terhadap genosida yang terjadi di Palestina oleh Zionisme.

## 2.1 Metode Pengumpulan data, Instrumen Penelitian, dan Metode Pengujian

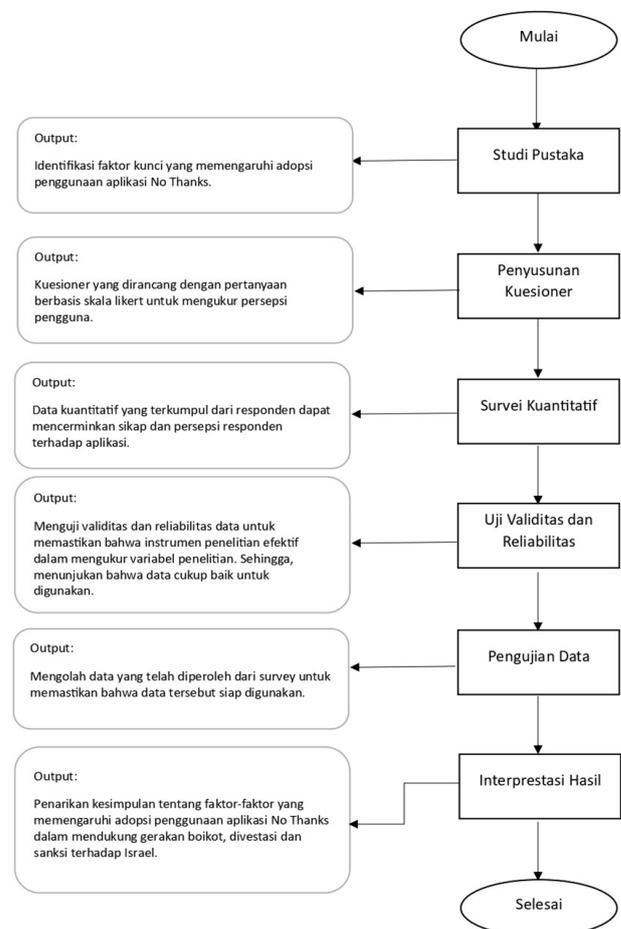
Penelitian ini menggunakan beberapa metode. Pertama, studi pustaka dilakukan untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi keputusan pengguna dalam menggunakan aplikasi No Thanks. Selanjutnya, survei kuantitatif melalui *Google Form* disebarakan untuk mengumpulkan data tentang faktor-faktor yang memengaruhi penggunaan aplikasi No Thanks [17]. Kuesioner yang digunakan berbasis skala *Likert* untuk mengukur tingkat kesetujuan responden. Metode ini diharapkan memberikan gambaran komprehensif mengenai faktor-faktor yang memengaruhi penggunaan aplikasi dalam mendukung boikot, divestasi, dan sanksi produk Israel.

Instrumen penelitian yang digunakan meliputi kuesioner, studi pustaka, dan survei. Kuesioner disusun berdasarkan temuan studi pustaka untuk mengukur persepsi responden terhadap aplikasi No Thanks dan faktor-faktor yang memengaruhi keputusan pengguna. Studi pustaka digunakan untuk memperkuat landasan teoritis, sementara survei menggunakan *Google Form* untuk mengumpulkan data dari responden [18] selama 5 hari.

Penelitian ini menggunakan tiga metode pengujian: pengujian hipotesis, pengujian statistik, dan uji validitas serta reliabilitas. Pengujian hipotesis menguji hubungan antar variabel dalam populasi berdasarkan data sampel untuk menentukan adanya hubungan signifikan antar variabel [19]. Pengujian statistik menganalisis data survei skala *Likert* dengan analisis deskriptif untuk gambaran umum data dan analisis inferensial untuk menguji dugaan mengenai populasi. Uji validitas memastikan kuesioner mencerminkan konsep yang diukur secara akurat, sedangkan uji reliabilitas menilai konsistensi instrumen, yaitu sejauh mana hasil pengukuran stabil dan konsisten. Kuesioner yang valid dan reliabel memastikan data yang diperoleh dapat dipercaya dan digunakan untuk menarik kesimpulan penelitian [20].

## 2.2 Tahapan Penelitian

Dalam proses penelitian ini, terdapat serangkaian tahapan-tahapan yang dilakukan peneliti, dapat dilihat pada Gambar 3 berikut.



Gambar 3. Tahapan Penelitian

### a. Studi Pustaka

Peneliti melakukan analisis literatur untuk mengidentifikasi dan memahami faktor-faktor yang memengaruhi keputusan pengguna dalam menggunakan aplikasi No Thanks. Bagian ini mencakup pengumpulan informasi dari berbagai sumber untuk membangun landasan teoritis.

### b. Penyusunan Kuesioner

Peneliti merancang pertanyaan kuesioner berbasis skala *Likert* dengan tujuan mengukur persepsi dan sikap responden terhadap adopsi penggunaan aplikasi No Thanks. Penyusunan kuesioner ini disusun berdasarkan temuan dari studi pustaka yang telah dianalisis untuk memastikan relevansi.

### c. Survei Kuantitatif

Peneliti melakukan pengumpulan data melalui survei yang disebarakan kepada responden. Hasil survei berupa data kuantitatif yang mencerminkan sikap dan persepsi

responden terhadap pengaruh adopsi penggunaan aplikasi No Thanks.

d. Uji Validitas dan Reliabilitas

Pada tahap ini, peneliti memastikan bahwa instrumen penelitian, seperti kuesioner akurat dan konsisten dalam mengukur variabel, sehingga hasil penelitian dapat dipercaya dan digunakan untuk mengambil keputusan yang tepat.

e. Pengujian Data

Pada tahap ini, peneliti melakukan analisis terhadap data yang terkumpul menggunakan metode statistik untuk menentukan adanya hubungan signifikan antara variabel.

f. Interpretasi Hasil

Pada tahap ini, akan ditarik kesimpulan dari hasil seluruh analisis yang telah dilakukan oleh peneliti. Selanjutnya, berdasarkan hasil analisis ini, akan disusun saran-saran untuk penelitian yang dapat meningkatkan kualitas dan kinerja aplikasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data penelitian diperoleh melalui survei yang disebarakan kepada responden yang memiliki pemahaman terkait gerakan BDS serta penggunaan aplikasi No Thanks. Responden yang dianalisis dalam penelitian ini berjumlah 108 responden dengan beberapa profil yang dijelaskan pada Tabel 1.

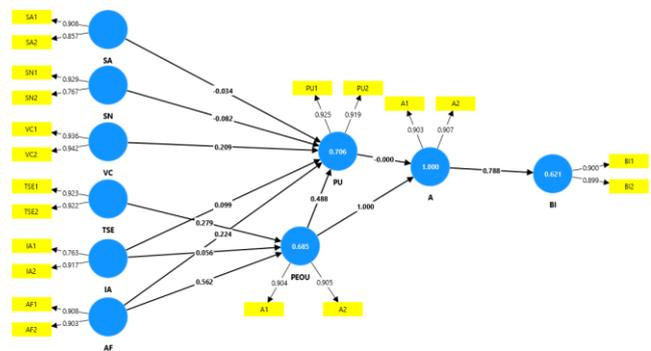
Tabel 1. Profil Responden

Jenis Kelamin	Jumlah	Persentase (%)
Laki-Laki	43	39,8%
Perempuan	65	60,2%
Usia	Jumlah	Persentase (%)
17-25	106	98,1%
>45	2	1,9%
Status	Jumlah	Persentase (%)
Pelajar	3	2,8%
Mahasiswa	100	92,6%
Pekerja	4	3,7%
Ibu Rumah Tangga	1	0,9%
Domisili	Jumlah	Persentase (%)
Lampung	1	0,9%
Banten	2	1,9%
Yogyakarta	2	1,9%
Sumatera Barat	1	0,9%
DKI Jakarta	17	15,7%
Jawa Tengah	2	1,9%
Jawa Timur	2	1,9%
Jawa Barat	75	69,4%
Nusa Tenggara Barat	6	5,6%
Pengeluaran Bulanan	Jumlah	Persentase (%)
Rp 100.000 - Rp 300.000	44	40,7%
Rp 400.000 - Rp 600.000	29	26,9%
Rp 700.000 - Rp 1.000.000	15	13,9%
> Rp 1.000.000	20	18,5%

Berdasarkan Tabel 1, mayoritas responden adalah perempuan (60,2%) dengan usia dominan 17-25 tahun (98,1%), menunjukkan daya tarik aplikasi ini bagi generasi muda, khususnya perempuan. Sebagian besar responden

adalah mahasiswa (92,6%), diikuti pelajar (2,8%), pekerja (3,7%), dan ibu rumah tangga (0,9%). Sebaran domisili terbesar berasal dari Jawa Barat (69,4%), DKI Jakarta (15,7%), serta Nusa Tenggara Barat (5,6%) dan Jawa Timur (1,9%). Mayoritas responden memiliki pengeluaran bulanan Rp 100.000 - Rp 300.000 (40,7%) dan Rp 400.000 - Rp 600.000 (26,9%), yang menunjukkan aplikasi ini lebih menarik bagi kalangan menengah ke bawah. Temuan ini menunjukkan bahwa No Thanks populer di kalangan mahasiswa muda yang peduli terhadap isu sosial-politik, terutama di wilayah urban, yang dapat dijadikan dasar untuk strategi perluasan pengguna.

Untuk memahami faktor-faktor yang memengaruhi adopsi aplikasi No Thanks, peneliti menggunakan *software* SmartPLS 4 untuk menganalisis model. Metode ini mengidentifikasi hubungan antar variabel penelitian dan bobot jalur yang menunjukkan kekuatan pengaruh. Hasil analisis memberikan wawasan penting mengenai interaksi variabel yang diteliti, seperti yang terlihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil Analisis Model Lengkap

Gambar 4 menunjukkan hasil analisis model, menggambarkan hubungan signifikan antara variabel laten dan indikatornya. Koefisien jalur mengidentifikasi kekuatan pengaruh, menunjukkan validitas dan signifikansi hubungan dalam model. Dapat dilihat nilai *R-Square*

Pada penelitian ini, uji validitas dan reliabilitas dilakukan untuk memastikan bahwa setiap indikator yang digunakan dalam penelitian ini mampu mengukur variabel secara akurat. Indikator dinyatakan valid apabila nilai yang dihasilkan memenuhi atau berada di atas standar yang telah ditetapkan, yaitu nilai AVE > 0,60 dan VIF > 0,50. Validitas indikator yang digunakan meliputi nilai *Average Variance Extracted* (AVE) dan *Collinearity Statistics* (VIF).

Tabel 2. Hasil Uji AVE dan VIF

Variabel	AVE	VIF
A	0,818	1,681
AF	0,821	1,681
BI	0,809	1,700
IA	0,712	1,620
PEOU	0,818	1,244
PU	0,850	1,958
SA	0,780	1,464
SN	0,726	1,291
TSE	0,852	1,979
VC	0,882	2,398

Berdasarkan Tabel 2, seluruh variabel memiliki nilai AVE > 0,60 dan VIF > 0,50, sehingga semua indikator dinyatakan valid. Hal ini menunjukkan bahwa indikator mampu menjelaskan variabel yang diukur secara baik tanpa adanya multikolinearitas, sehingga data layak digunakan untuk analisis selanjutnya.

Dari data di atas, disimpulkan bahwa semua variabel penelitian memenuhi kriteria validitas yang ditetapkan. Uji validitas ini menunjukkan bahwa instrumen penelitian mampu mengukur apa yang seharusnya diukur secara konsisten dan akurat. Dengan hasil tersebut, dapat dipastikan bahwa data yang digunakan dalam penelitian ini memiliki kualitas yang baik untuk melanjutkan ke tahap analisis berikutnya.

Tahap selanjutnya adalah uji reliabilitas instrumen penelitian guna memastikan konsistensi hasil yang diperoleh. Dalam penelitian ini, reliabilitas diuji menggunakan metode *Cronbach's Alpha* dan *Composite Reliability*.

Tabel 3. Hasil Uji Reliabilitas

Konstruk	Cronbach's Alpha	Composite Reliability	Kesimpulan
A	0,778	0,900	Reliable
AF	0,782	0,902	Reliable
BI	0,764	0,895	Reliable
IA	0,614	0,831	Reliable
PEOU	0,778	0,900	Reliable
PU	0,823	0,919	Reliable
SA	0,720	0,876	Reliable
SN	0,644	0,840	Reliable
TSE	0,862	0,920	Reliable
VC	0,866	0,973	Reliable

Berdasarkan Tabel 3, seluruh konstruk dalam penelitian ini menunjukkan nilai *Composite Reliability* di atas 0,8, yang menandakan tingkat keandalan yang sangat tinggi. Sebagian besar nilai Cronbach's Alpha juga berada di atas ambang batas 0,60, [21] kecuali untuk konstruk IA (0,614) dan SN (0,644), yang meskipun dekat dengan batas bawah, masih dianggap reliable dalam penelitian sosial berbasis TAM. *Composite Reliability* memberikan estimasi yang lebih akurat untuk keandalan konstruk, menunjukkan konsistensi tinggi meskipun beberapa nilai *Cronbach's Alpha* mendekati minimum. Hal ini memastikan bahwa instrumen yang digunakan mampu mengukur konstruk seperti *Social Awareness* dan *Value Compatibility* secara konsisten, mendukung validitas hasil analisis lebih lanjut.

Selanjutnya nilai *R-Square* untuk mengevaluasi seberapa baik model regresi, *R-square* bernilai antara 0 – 1. Ketika koefisien determinasi mendekati 1, itu menandakan bahwa variabel independen menyediakan sebagian besar informasi yang diperlukan untuk mengukur variabel dependen, dan juga sebaliknya.

Tabel 4. R-Square

Konstruk	F-Square	Keterangan
A	1,000	Substantial
BI	0,621	Moderat
PEOU	0,685	Moderat
PU	0,706	Moderat

Berdasarkan Tabel 4 di atas dan Gambar 4 di awal bab, konstruk variabel A memiliki nilai *R-square* tertinggi sebesar 1,000, yang menunjukkan bahwa model regresi yang digunakan sangat baik dalam menjelaskan 100% variasi variabel dependen tersebut. Hal ini menunjukkan hubungan yang sangat kuat antara variabel independen dengan variabel A. Disisi lain, variabel BI memiliki nilai *R-square* terendah sebesar 0,621, yang masih tergolong sedang dengan variabel independennya.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi adopsi aplikasi No Thanks dalam mendukung gerakan BDS terhadap Israel, menggunakan model *Technology Acceptance Model* (TAM). Data diperoleh melalui survei terhadap 108 responden, dengan mayoritas perempuan (60,2%), usia 17-25 tahun (98,1%), mahasiswa (92,6%) dan berdomisili di Jawa Barat (69,4%). Responden mayoritas memiliki pengeluaran bulanan Rp 100.000 - Rp 300.000 (40,7%).

Hasil analisis data menunjukkan hubungan signifikan antara variabel penelitian. Uji validitas membuktikan bahwa semua indikator valid dengan nilai AVE > 0,60 dan VIF > 0,50, sedangkan uji reliabilitas menunjukkan nilai *Cronbach's Alpha* > 0,60 dan *Composite Reliability* > 0,8, menandakan konsistensi dan akurasi instrumen penelitian. Nilai *R-Square* menunjukkan variabel sikap terhadap penggunaan aplikasi (A) memiliki hubungan paling kuat dengan variabel independen, dengan nilai 1,000. Sementara itu, niat perilaku untuk menggunakan aplikasi (BI) memiliki hubungan moderat dengan nilai *R-Square* 0,621.

Pembahasan penelitian ini menegaskan bahwa faktor-faktor seperti *Social Awareness*, *Social Norms*, *Value Compatibility*, *Technology Self-Efficacy*, *Information Availability*, dan fitur aplikasi memengaruhi persepsi kegunaan (PU) dan kemudahan penggunaan (PEOU). PU dan PEOU selanjutnya memengaruhi sikap (A) dan niat perilaku (BI) untuk mengadopsi aplikasi. Faktor *Social Awareness* dan *Social Norms* berperan penting dalam membentuk sikap dan niat pengguna. Responden yang memiliki kesadaran tinggi terhadap isu-isu sosial cenderung memandang aplikasi No Thanks sebagai alat yang relevan dan efektif untuk mendukung gerakan BDS.

Fitur aplikasi yang intuitif, didukung oleh ketersediaan informasi yang memadai, juga memainkan peran penting dalam meningkatkan kemudahan penggunaan. Hal ini mendorong sikap positif pengguna terhadap aplikasi, yang pada akhirnya memperkuat niat mereka untuk menggunakannya. Selain itu, relevansi aplikasi dengan

nilai-nilai pribadi pengguna menjadi faktor kunci yang memastikan keberlanjutan adopsi.

Dari temuan ini, dapat disimpulkan bahwa keberhasilan aplikasi No Thanks dalam mendukung gerakan BDS sangat bergantung pada pengembangan fitur yang responsif terhadap kebutuhan pengguna, kemudahan navigasi, serta relevansi sosial yang kuat. Pengembang aplikasi disarankan untuk terus meningkatkan kesesuaian aplikasi dengan nilai-nilai sosial pengguna, menyediakan informasi yang mudah diakses, dan menciptakan pengalaman pengguna yang intuitif. Dengan demikian, aplikasi ini dapat berkontribusi secara signifikan dalam mendukung partisipasi publik dalam gerakan BDS.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Hamida, N. Fariyah, and S. Amroh, "Analisis Pengaruh Aksi Boikot Akibat Konflik Palestina-Israel Terhadap Harga Saham Unilever di USA, UK, dan Indonesia yang Tercatat ISSI dan JII," *Sosio e-Kons*, vol. 16, no. 2, p. 156, Aug. 2024, doi: 10.30998/sosioekons.v16i2.23659.
- [2] R. Setyo Kurniawan, S. Holanda, M. Manajemen, and U. Pertiba, "Efektivitas Seruan Aksi Boikot Produk Pro Israel Terhadap Keputusan Pembelian dan Dampaknya Bagi Produk Lokal," vol. 4, 2024, doi: 10.46306/vls.v4i2.
- [3] H. Ulya and K. Riksaning Ayu, "Gerakan Sosial Digital; Boikot-Divestasi-Sanksi (BDS) Terhadap Isu Israel-Palestina di Media Sosial," Feb. 2024. Accessed: Dec. 23, 2024. [Online]. Available: <https://proceeding.unnes.ac.id/psnf/article/view/3063/2526>
- [4] S. P. Wardhani, "Pengaruh Gerakan Boikot Divestasi Sanksi terhadap Perusahaan Pemegang Waralaba dan Hak Asasi Manusia," vol. 21, pp. 210–216, Jul. 2024, Accessed: Dec. 23, 2024. [Online]. Available: <https://ejournal.esaunggul.ac.id/index.php/Lex/article/view/7925>
- [5] N. F. Triani, "5 Fakta Aplikasi 'No! Thanks', Aksi Boikot Produk Pro Israel yang Viral," *Beautynesia*, Jun. 09, 2014. Accessed: Dec. 23, 2024. [Online]. Available: <https://www.beautynesia.id/life/5-fakta-aplikasi-no-thanks-aksi-boikot-produk-pro-israel-yang-viral/b-290548>
- [6] H. P. Lestari, "Sosok di Balik 'No Thanks', Aplikasi Viral yang Bantu Dunia Boikot Produk Israel," *Bisnis Tekno*, Dec. 06, 2023. Accessed: Dec. 05, 2024. [Online]. Available: <https://teknologi.bisnis.com/read/20231206/84/1721334/sosok-di-balik-no-thanks-aplikasi-viral-yang-bantu-dunia-boikot-produk-israel>
- [7] B. Winarko and L. Mahadewi, "Tinjauan Beberapa Model Teori Dasar Adopsi Teknologi Baru," 2013.
- [8] A. A. Dianaris, E. Pramana, and H. Budianto, "Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Adopsi E-learning untuk Siswa SMA di Indonesia dengan Menggunakan Extended Technology Acceptance Model," *Journal of Information System, Graphics, Hospitality and Technology*, vol. 4, no. 01, pp. 13–26, Mar. 2022, doi: 10.37823/insight.v4i01.179.
- [9] A. A. Dianaris, E. Pramana, and H. Budianto, "Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Adopsi E-learning untuk Siswa SMA di Indonesia dengan Menggunakan Extended Technology Acceptance Model," *Journal of Information System, Graphics, Hospitality and Technology*, vol. 4, no. 01, pp. 13–26, Mar. 2022, doi: 10.37823/insight.v4i01.179.
- [10] A. Pamuji Fakultas Ushuluddin Adab dan Dakwah, "Pengembangan Model Penerimaan Teknologi Termodifikasi Pada Persepsi Jarak Sosial, dan Persepsi Jarak fisik," 2020.
- [11] P. Liliani, "Analisis Faktor Yang Memengaruhi Niat Pengguna Pada Gopay Dengan Pendekatan Technology Acceptance Model," Sep. 2020.
- [12] N. Luh Nyoman Sherina Devi and I. Wayan Suartana, "Analisis Technology Acceptance Model (TAM) Terhadap Penggunaan Sistem Informasi di Nusa Dua Beach Hotel & Spa," *E-Jurnal Akuntansi*, pp. 167–184, 2014.
- [13] M. Wahyu Adhiputra, "Aplikasi Technology Acceptance Model Terhadap Pengguna Layanan Internet Banking," *Jurnal Bisnis dan Komunikasi*, vol. 2, pp. 52–63, Feb. 2015.
- [14] I. Naufaldi and M. Tjokrosaputro, "Pengaruh Perceived Ease of Use, Percieved... Pengaruh Perceived Ease Of Use, Perceived Usefulness, dan Trust terhadap Intention To Use," 2020.
- [15] A. Pratama, S. Zulaikha Wulandari, D. Laksmi Indyastuti, A. Pratama Universitas Jenderal Soedirman, and P. Siti Zulaikha Wulandari, "Analisis Technology Acceptance Model (TAM) Pada Penggunaan Aplikasi PLN Daily (Studi Empiris Pada Pegawai PLN UP3 Tegal)," Purwokerto, Jun. 2022.
- [16] R. C. Afifah *et al.*, "Perancangan Prototype Aplikasi Mobile Ridesolve untuk Memperbaiki Akses Transportasi Mahasiswa Menggunakan Metode Design Sprint," *Journal of Digital Business and Technology Innovation (DBESTI)*, vol. 1, no. 2, pp. 86–91, 2024, [Online]. Available: <https://journal.nurulfikri.ac.id/index.php/DBESTI>

- [17] P. Pada Pendekatan Kualitatif dan Kuantitatif Ardiansyah, Ms. Jailani, S. Negeri, B. Provinsi Jambi, and U. Sulthan Thaha Saifuddin Jambi, “Teknik Pengumpulan Data Dan Instrumen Penelitian Ilmiah,” Jul. 2023. [Online]. Available: <http://ejournal.yayasanpendidikandzurriyatulquran.id/index.php/ihsan>
- [18] G. Anuraga, A. Indrasetianingsih, and M. Athoillah, “Pelatihan Pengujian Hipotesis Statistika Dasar dengan Software R,” *Jurnal BUDIMAS*, vol. 03, pp. 327–334, 2021.
- [19] E. Rosita, W. Hidayat, and W. Yuliani, “Uji Validitas dan Reliabilitas Kuesioner Perilaku Prososial,” *FOKUS (Kajian Bimbingan & Konseling dalam Pendidikan)*, vol. 4, no. 4, p. 279, Jul. 2021, doi: 10.22460/fokus.v4i4.7413.
- [20] A. Noviani Hanum and A. Sinarasri DOI, “Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Adopsi E-Commerce dan Pengaruhnya Terhadap Kinerja Umkm (Studi Kasus UMKM di Wilayah Kota Semarang),” Semarang, Sep. 2017. [Online]. Available: <http://jurnal.unimus.ac.id>
- [21] J. F. Hair, G. T. M. Hult, C. M. Ringle, and M. Sarstedt, *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modelling (PLS-SEM)*, 3rd ed. ResearchGate, 2022. Accessed: Feb. 22, 2025. [Online]. Available: [https://www.researchgate.net/publication/354331182\\_A\\_Primer\\_on\\_Partial\\_Least\\_Squares\\_Structural\\_Equation\\_Modeling\\_PLS-SEM](https://www.researchgate.net/publication/354331182_A_Primer_on_Partial_Least_Squares_Structural_Equation_Modeling_PLS-SEM)



## IMPLEMENTASI ALGORITMA *LONG SHORT-TERM MEMORY* PADA ISU KENAIKAN UANG KULIAH TUNGGAL TERHADAP MINAT KULIAH MAHASISWA

Muhammad Saharullah Raiya<sup>1</sup>, Muhammad Raihan Putra Khamil<sup>2</sup>, Nur Fadillah<sup>3</sup>, Rizal Adi Saputra<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup> Teknik Informatika, Universitas Halu Oleo  
Kendari, Sulawesi Tenggara, Indonesia 93232

mosahrulraiya.22123@gmail.com, muhraihanputrakhamil@gmail.com, nurfadillahaskari@gmail.com,  
rizaladisaputra@uho.ac.id

### Abstract

*The increase in Single Tuition Fee (UKT) has become increasingly concerning for many prospective students and parents in Indonesia. The significant rise in UKT has led many prospective students to decide not to pursue higher education, resulting in a decline in college enrollment interest. This study aims to analyze the impact of the UKT increase on the declining interest in higher education among prospective students using the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm in Machine Learning. Based on sentiment data from YouTube and Instagram regarding the UKT increase issue, the LSTM model is implemented to predict college enrollment interest based on changes in UKT. The results of this study indicate a significant correlation between the UKT increase and the decline in new student enrollment. The Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm model effectively predicts the impact of tuition fee increases on prospective students' interest in higher education. This is supported by an accuracy of 84%, showcasing the model's ability to recognize historical patterns in the data used optimally.*

**Keywords:** Data mining, Long Short-Term Memory, Machine Learning, Student, UKT

### Abstrak

Kenaikan Uang Kuliah Tunggal (UKT) menjadi isu yang semakin memprihatinkan bagi banyak calon mahasiswa dan orang tua di Indonesia. Keputusan kenaikan UKT secara signifikan membuat banyak calon mahasiswa memutuskan untuk tidak melanjutkan pendidikan ke perguruan tinggi. Sehingga berdampak pada penurunan minat kuliah. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dampak kenaikan Uang Kuliah Tunggal (UKT) terhadap penurunan minat kuliah calon mahasiswa baru menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam *Machine Learning*. Berdasarkan data sentimen dari platform youtube dan instagram terkait isu kenaikan UKT, model LSTM diimplementasikan untuk memprediksi minat kuliah berdasarkan isu perubahan UKT. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat korelasi yang signifikan antara kenaikan UKT dan penurunan jumlah pendaftaran mahasiswa baru. Model algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) menunjukkan efektivitas dalam memprediksi dampak kenaikan uang kuliah tunggal terhadap minat kuliah calon mahasiswa. Hal ini dibuktikan dengan akurasi sebesar 84%, yang menunjukkan kemampuan model dalam mengenali pola historis dari data yang digunakan secara optimal.

**Kata kunci:** Data mining, Long Short-Term Memory, Machine Learning, Mahasiswa, UKT

### 1. PENDAHULUAN

Uang Kuliah Tunggal (UKT) adalah sistem yang digunakan dalam membiayai perkuliahan yang harus dibayar oleh mahasiswa Perguruan Tinggi Negeri yang berada di bawah Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi (Kemristek Dikti)[1]. Dalam hal ini, pembiayaan biaya pendidikan tidak sama dengan masa lalu, dimana biaya pendidikan mahasiswa terdiri dari beberapa komponen

tersendiri, seperti biaya pendidikan, biaya pelatihan, biaya orang tua mahasiswa (IOM), biaya skripsi, biaya wisuda, biaya kuliah, dan biaya (SPKP). Dengan diberlakukannya UKT, mahasiswa akan membayar satu jenis biaya pendidikan saja yaitu UKT [2].

Munculnya isu kenaikan Uang Kuliah Tunggal (UKT) di perguruan tinggi saat ini menjadi topik hangat pembicaraan yang menimbulkan berbagai reaksi di kalangan masyarakat.

UKT adalah sistem pembayaran yang diperkenalkan oleh Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan untuk meringankan beban biaya pendidikan mahasiswa berdasarkan kemampuan ekonomi keluarga mereka. Namun, kebijakan ini tidak terlepas dari kendala serta tantangan, terutama ketika munculnya isu kenaikan UKT yang signifikan. Dimana kenaikan ini dianggap memberatkan dan tidak sejalan dengan kondisi ekonomi sebagian besar masyarakat. Sehingga menjadi sebuah hambatan bagi calon mahasiswa baru untuk melanjutkan kependidikan perguruan tinggi [3].

Untuk mengetahui dampak kenaikan UKT terhadap minat kuliah calon mahasiswa, teknologi *analysis* data canggih dapat digunakan. Salah satu metode yang efektif adalah menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) [4]. LSTM merupakan jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk mengenali pola dalam data berurutan dan sangat efektif dalam menangani masalah yang melibatkan urutan waktu. Dengan menggunakan algoritma LSTM, kita dapat menganalisis data historis tentang kenaikan UKT dan minat kuliah, serta membuat prediksi yang lebih akurat tentang bagaimana perubahan UKT dimasa depan akan mempengaruhi keputusan calon mahasiswa untuk melanjutkan Pendidikan tinggi [5].

Pendekatan ini memungkinkan pemangku kepentingan Pendidikan untuk membuat keputusan yang lebih terinformasi. Dengan lebih memahami implikasi pertumbuhan UKT, Universitas dan pemerintah dapat merancang kebijakan yang meningkatkan minat belajar meskipun biaya Pendidikan meningkat. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi penting dalam mencari keseimbangan antara kebutuhan finansial Pendidikan dan ketersediaan calon mahasiswa baru.

Dengan adanya prediksi yang lebih akurat, pemangku kepentingan pendidikan, termasuk universitas dan pemerintah, dapat membuat keputusan yang lebih terinformasi dalam merancang kebijakan yang tetap menjaga minat belajar mahasiswa meskipun biaya pendidikan mengalami kenaikan. Kebijakan yang didukung oleh analisis data yang kuat dapat membantu menciptakan keseimbangan antara kebutuhan finansial pendidikan dan aksesibilitas calon mahasiswa baru. Oleh karena itu, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi penting dalam upaya menjaga kesetaraan akses pendidikan tinggi, terutama bagi kelompok masyarakat yang rentan terhadap dampak kenaikan biaya kuliah.

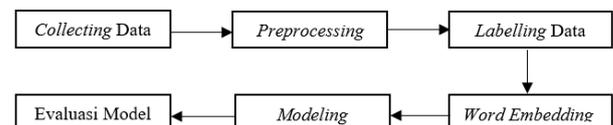
Penelitian Sebelumnya [6] menunjukkan bahwa model LSTM mampu mengklasifikasikan sentimen dengan tingkat akurasi terbaik mencapai 80,42%. Model ini dilatih menggunakan *dataset* berisi 658 *tweet*, yang mencerminkan bagaimana opini masyarakat terhadap kebijakan MBKM dapat diprediksi secara lebih akurat menggunakan *deep learning*. Penelitian lain [7] menunjukkan bahwa model LSTM juga efektif dalam menganalisis sentimen berita

*online*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model LSTM mencapai tingkat akurasi sebesar 81,36%, yang membuktikan keunggulan algoritma ini dalam menangani teks berbahasa Inggris dengan kompleksitas yang lebih tinggi. Penelitian [8] juga membuktikan efektivitas LSTM dalam mendeteksi ujaran kebencian di media sosial. Model ini, setelah melalui pra-pemrosesan, mencapai akurasi 83% dengan nilai rata-rata makro 65%, menunjukkan keunggulan LSTM dalam analisis sentimen.

Berdasarkan efektivitas LSTM dalam penelitian sebelumnya, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model LSTM dalam menganalisis dampak kenaikan uang kuliah tunggal terhadap minat calon mahasiswa. Model ini digunakan untuk memprediksi perubahan minat berdasarkan data yang ada, sehingga dapat membantu institusi pendidikan dalam merancang kebijakan yang lebih tepat.

## 2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan, yaitu studi literatur, pengumpulan data, *preprocessing*, *labelling* data, *word embedding*, *modeling*, dan yang terakhir evaluasi model. Data dikumpulkan dari platform *YouTube* dan *Instagram*, kemudian diproses menggunakan teknik *preprocessing* sebelum diberi label sentimen. Selanjutnya, dilakukan *word embedding* untuk mengubah teks menjadi bentuk numerik yang dapat dipahami oleh model. Model LSTM dibangun dan dilatih untuk menganalisis serta memprediksi *trend* minat kuliah berdasarkan sentimen publik. Terakhir, model dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* seperti yang dijelaskan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Metode dan Perancangan

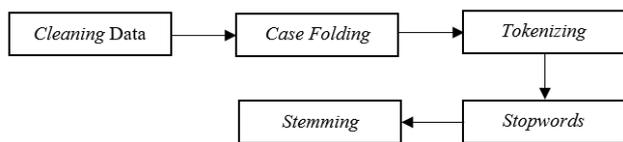
### 2.1 Collecting Data

Proses *collecting data* pada penelitian ini, menggunakan metode *crawling data* dalam proses pengumpulan informasi atau data yang berkaitan dengan penelitian. Untuk sumber data berasal dari *platform Youtube* dan *platform Instagram*, dengan memanfaatkan komentar pada postingan dengan menggunakan *keyword* keputusan kenaikan UKT mahasiswa 2024. Jumlah data komentar yang dikumpulkan sebanyak 2583 data.

### 2.2 Preprocessing Data

*Preprocessing* teks adalah langkah yang dilakukan sebelum mengategorikan data agar lebih cocok untuk dianalisis atau diproses lebih lanjut [9]. Tujuan dari prosedur ini adalah untuk mengekstraksi data dari unsur-unsur yang tidak perlu untuk memperoleh informasi yang berkualitas tinggi dan

relevan. Ada beberapa tahapan dalam proses *preprocessing* ini antara lain *cleaning data*, *case folding*, *stopwords*, *tokenizing*, *stemming* seperti yang diilustrasikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Tahapan *Preprocessing*

#### a. *Cleaning Data*

Pada tahapan ini dilakukan proses pembersihan data seperti menghapus *hashtag*, *link*, gambar, *retweet*, *emoticon* serta simbol-simbol yang tidak bermakna pada komentar.

#### b. *Case Folding*

Pada tahap ini proses perubahan jenis tulisan dilakukan, dengan mengubah semua teks menjadi huruf kecil atau *lower* [10].

#### c. *Tokenizing*

Pada tahapan ini dilakukan pemberian token dengan cara membagi teks menjadi beberapa potongan kecil atau diubah ke unit-unit kecil yang disebut dengan token [11].

#### d. *Stopwords*

Setelah data menjadi token, kemudian dilanjutkan dengan proses pengurangan kata-kata yang tidak penting atau bermakna. Penghapusan kata *stopwords* membantu dalam *focus* pada kata-kata kunci yang lebih relevan dalam menentukan *sentiment* [12]. Kemudian data tersebut akan dimasukkan ke dalam daftar *stoplist* yang sudah dibuat. Setiap data yang masuk akan dihapus.

#### e. *Stemming*

*Stemming* adalah proses mengubah kata dari bahasa lisan ke bentuk akarnya, atau akar kata. Tujuan dari *stemming* adalah untuk mengurangi frekuensi kata atau turunannya sehingga kata-kata yang mirip dapat diidentifikasi sebagai satu kesatuan dalam analisis teks. *Stemming* membantu dalam penyederhanaan kata-kata dengan akar yang sama [13]. Tahapan ini adalah tahapan akhir dalam *preprocessing*.

### 2.3 Labelling Data

Pelabelan data adalah proses pemberian *tag* atau kategori pada data sehingga dapat diidentifikasi dan disusun berdasarkan kriteria tertentu. Pada proses ini dilakukan pelabelan secara manual. Jumlah data yang telah melalui *preprocessing* adalah 1000. Dari data tersebut ditetapkan tingkat penurunan dan kenaikan terhadap minat dari calon mahasiswa baru. Untuk penurunan berlabel negatif atau 0 dan kenaikan berlabel positif atau 1.

### 2.4 Word Embedding

*Word Embedding* merupakan proses menggabungkan kata-kata menjadi vektor panjang yang sudah ditetapkan sehingga tidak dibatasi dengan kosakata yang lebih banyak [14]. Setelah proses pembersihan data dan *labelling*. Selanjutnya masuk ke proses perubahan kata-kata yang memiliki hubungan *semantic* dengan angka dan dimasukkan ke dalam kata-kata. Dalam tahapan *word embedding* ada beberapa metode yang digunakan yaitu vektorisasi kata, *learning representations*, dan *using representation*.

#### a. Vektorisasi Kata

Setiap kata dipetakan ke vektor numerik unik. Pada tahapan ini, setiap kata dalam korpus (kelompok teks) diwakili oleh panah atau vektor jenis lain. Vektor ini kemudian dioptimalkan selama proses pembelajaran. Metode yang digunakan adalah *one-hot encoding*, dimana metode ini merepresentasikan vektor dengan panjang sama dengan ukuran korpus, dengan satu elemen bernilai 1 dan sisanya bernilai 0.

#### b. *Learning Representations*

Vektor-vektor kata dioptimalkan melalui proses pembelajaran yang berbasis jaringan saraf atau algoritme statistik untuk mencerminkan *semantic* dan kontekstual hubungan antara kata-kata. Kata-kata yang memiliki arti mirip akan memiliki vektor yang dekat di ruang vektor.

#### c. *Using Representation*.

Setelah diperoleh, representasi kata vektor digunakan dalam berbagai tugas NLP seperti klasifikasi teks, identifikasi entitas, pemahaman teks, dan sebagainya. Kata vektor yang dihasilkan dapat digunakan sebagai masukan untuk model pembelajaran mesin atau jaringan saraf yang lebih kompleks.

### 2.5 Modelling

*Modelling* merupakan langkah penting dalam membangun model LSTM yang bertujuan untuk menganalisis data secara lebih akurat. Proses ini terdiri dari beberapa tahapan utama, yaitu *splitting* data, vektorisasi teks, dan arsitektur jaringan LSTM. Proses *modeling* terbagi menjadi beberapa tahapan, yaitu *splitting* data, *vektorisasi* teks, dan arsitektur jaringan LSTM.

#### a. *Splitting* Data

Data dipisahkan menjadi set pelatihan dan pengujian. Analisis data dilakukan dengan pembagian rasio 80:20, di mana parameter *test\_size = 0.2* menunjukkan bahwa sekitar 20% dari total *dataset* digunakan untuk pengujian. Dalam hal ini, sebanyak 800 data digunakan untuk proses pelatihan, sementara 200 data sisanya dialokasikan untuk pengujian. Selain itu, data diacak dengan *seed* sebesar 42 untuk memastikan konsistensi dalam proses pembagian.

### b. Vektorisasi Teks

Pada langkah ini, teks divektorkan menggunakan modul Keras *tokenizer*. Vektorisasi teks menyediakan setiap bilangan bulat unik. Hasilnya, setiap kata akan diidentifikasi menggunakan algoritma bulat. Dengan jumlah kata teratas 20.000, jumlah teks ulasan 100, dan *train\_df* menggunakan parameter label.

### c. Arsitektur Jaringan

Dalam LSTM, pemrosesan memori yang lebih kompleks dapat dicapai melalui penggunaan *dynamic cell states* dan *gates*. Secara umum, *internal system state* untuk melupakan iterasi sebelumnya, *input gates* untuk menambahkan informasi atau input baru ke isi sel, dan *output gates* untuk mengontrol jumlah penyesuaian pada iterasi saat ini. sehingga, informasi lama dapat dibuang, sementara informasi baru dapat ditransfer ke memori dengan *lancer* [15]. Pemodelan mengacu pada proses pembuatan model LSTM [16]

$$\text{Forget Gate} \quad f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2.1)$$

$$\text{Input Gate} \quad i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.2)$$

$$C_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (2.3)$$

$$\text{Output Gate} \quad o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (2.4)$$

$$\text{Hidden State} \quad h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (2.5)$$

Keterangan:

$\sigma$  = Fungsi aktivasi *sigmoid*, mengubah input menjadi nilai antara 0 dan 1

*tanh* = Fungsi aktivasi *tanh*, mengubah input menjadi nilai antara -1 dan 1

$W_f, W_i, W_C, W_o$  = Matriks bobot untuk *forget gate*, *input gate*, *candidate cell gate*, dan *output gate*.

$b_f, b_i, b_C, b_o$  = Vektor bias untuk *forget gate*, *input gate*, *candidate cell gate*, dan *output gate*.

$H_{t-1}$  = *Hidden state* dari langkah waktu sebelumnya.

$X_t$  = Input pada waktu t

$[H_{t-1}, x_t]$  = Konkatenasi dari hidden state sebelumnya dan input saat ini.

## 2.6 Evaluasi Model

Evaluasi Model adalah proses menilai kinerja sebuah *machine learning* dengan menggunakan berbagai simetrik untuk menentukan seberapa baik model tersebut. Pada tahapan ini, dilakukan kinerja model yang melibatkan penggunaan matriks konfusi untuk menentukan analisis benar atau salah. Dalam konteks isu penurunan minat bagi mahasiswa baru terhadap keputusan kenaikan UKT, kita dapat menggunakan estimasi ketidaksepakatan untuk

mengevaluasi kinerja model yang bertujuan untuk mengetahui bagaimana pengaruhnya yaitu “Positif (Kenaikan)”, dan “Negatif (Penurunan)”. Ini adalah salah satu pendekatan validasi model yang paling sering digunakan untuk menentukan generalisasi model ke data baru.

a. *Precision* dalam konteks klasifikasi mengacu pada kemampuan model untuk mengidentifikasi positif yang sebenarnya secara akurat. Artinya, *precision* mengukur proporsi prediksi positif yang benar-benar positif. Jika mendekati 1, maka model sangat tinggi atau akurat. Jika bernilai mendekati 0,5 maka model tergolong moderat atau agak akurat. Sedangkan jika mendekati 0 maka, model tergolong rendah atau sering salah.

$$\text{Precision} = TP / (TP + FP) \quad (2.6)$$

b. *Recall* merupakan kemampuan model untuk mengidentifikasi semua sampel positif yang sebenarnya, tidak peduli model klasifikasi sampel lain dengan benar atau tidak. Artinya, *recall* mengukur proporsi sampel positif yang diklasifikasikan sebagai positif.

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN) \quad (2.7)$$

c. *F1-score* merupakan model yang menggabungkan *precision* dan *recall* untuk memberikan gambaran yang lebih seimbang tentang kinerja model.

$$F1\text{-score} = \frac{2 * (\text{precision} * \text{recall})}{(\text{precision} + \text{recall})} \quad (2.8)$$

d. Akurasi adalah model evaluasi performa model dalam pembelajaran mesin yang mengukur seberapa akurat model dalam memprediksi label (kelas) dari data baru. Akurasi dihitung sebagai persentase jumlah prediksi yang benar dibagi dengan jumlah total prediksi yang dibuat.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.9)$$

Keterangan:

TP(*True Positive*) = Jumlah sampel yang benar-benar positif dan diklasifikasikan sebagai positif.

TN(*True Negative*) = Jumlah sampel negatif yang diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif.

FP(*False Positive*) = Jumlah sampel yang sebenarnya negatif tetapi diklasifikasikan sebagai positif (positif palsu)

FN(*False Negative*) = Jumlah sampel yang sebenarnya positif tetapi diklasifikasikan sebagai negatif(negatif palsu)

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, dibuat sebuah sistem untuk mengklasifikasikan penurunan minat kuliah calon mahasiswa akibat kenaikan Uang Kuliah Tunggal (UKT). Algoritma yang digunakan pada penelitian ini adalah algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan juga bahasa pemrograman python untuk menganalisis data yang telah dikumpulkan. Dalam penelitian ini, menggunakan data dari *platform* sosial media yaitu *Youtube* dan *Instagram* terkait kenaikan UKT dan minat kuliah calon mahasiswa untuk pembuatan sistem analisis. Dari hasil dari analisis ditetapkan dua kelas, yaitu positif berarti kenaikan dan negatif berarti penurunan.

Setelah *dataset* dikumpulkan sebanyak 1000 data komentar dari *platform youtube* dan *instagram* dilanjutkan dengan tahapan *preprocessing* untuk memanipulasi *dataset* agar menghasilkan data yang berkualitas dan efisien. Data ini sudah melalui lima tahapan *preprocessing* seperti *cleaning data*, *case folding*, *stopwords*, *tokenizing*, *stemming*. Dengan menerapkan proses *preprocessing* yang tepat, model LSTM yang digunakan dalam penelitian ini dapat bekerja lebih optimal dalam mengklasifikasikan data sentimen. Hal ini memungkinkan sistem memberikan hasil analisis yang lebih akurat dan dapat diandalkan dalam menilai dampak kenaikan UKT terhadap minat kuliah calon mahasiswa. Berikut Hasil tahapan *preprocessing* dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Hasil Preprocessing Data

Hasil Tahapan Preprocessing
lulus ptn senang ukt naikan sedih orang tua bilang kerja saja
Niat lulus langsung kuliah milih kerja
Kuliah ugm data orang tua biaya sana hasil kuliah kampus kota
Mahasiswa baru pun tdk semua mampu om. Mereka ingin memperbaiki keluarga, dr tidak sekolah ortunya
anaknya sekolah hingga perguruan tinggi. Dari hanya pedagang kecil anaknya lulus s 1 bisa memperbaiki ekonomi keluarga. Sekarang lulusan sma/smu itu peluang kerjanya apa si?? Maksimal masa kerjanya berpa lama si??
Ponakan saya, ibunya honorer ayah tidak bekerja masih tinggal dgn nenek TDK punya rumah sendiri tapi masih kena UKT mahal, tolak ukurnya apa sih sebenarnya

#### 3.1 Pembagian Data Testing dan Data Training

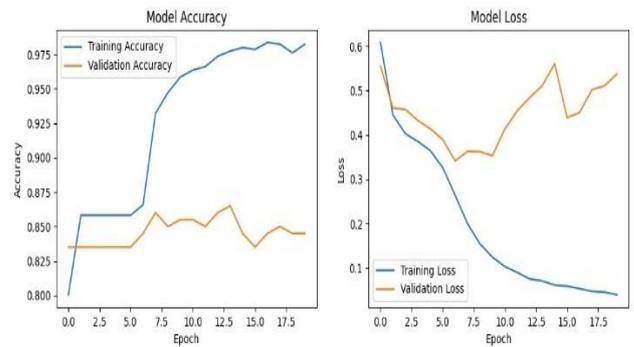
Dalam penelitian ini menggunakan sebanyak 1000 data komentar. Kemudian dilakukan pembagian data dengan 2 kategori yaitu data *training* dan data *testing*, dimana dalam pembagian ini menggunakan bahasa pemrograman *Python*. Data dibagi menjadi 80% data *training* dan 20% data *testing*. Dari hasil di atas didapatkan data *Training* sebesar 800 data komentar dan untuk data *Testing* sebesar 200 data komentar terkait isu kenaikan UKT, sehingga hasil inilah yang digunakan dalam penelitian ini.

#### 3.2 Arsitektur LSTM

Lapisan pertama dalam arsitektur jaringan adalah *embedding layer*, yang menggunakan vektor dengan dimensi sepanjang 32 dan jumlah kata sebanyak 200. Selanjutnya, lapisan kedua adalah LSTM layer dengan 100 neuron. Lapisan terakhir merupakan *Dense layer* dengan 1 neuron serta fungsi aktivasi sigmoid. Karena penelitian ini bertujuan untuk klasifikasi biner, yaitu menentukan sentimen positif atau negatif, digunakan *loss function binary\_crossentropy* dari Keras serta algoritma optimasi Adam. Parameter lainnya meliputi *batch size* sebesar 64, jumlah *epoch* sebanyak 20, serta *validation split* sebesar 0.2 atau 20%. Berdasarkan parameter yang telah dijelaskan, berikut adalah arsitektur jaringan yang terbentuk dalam model ini seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Arsitektur LSTM

Model: "sequential"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
<i>embedding (Embedding)</i>	(None, 200, 32)	320032
<i>lstm (LSTM)</i>	(None, 100)	53200
<i>dense (Dense)</i>	(None, 1)	101
Total Params: 373333 (1.42 MB)		
Trainable Params: 373333 (1.42)		
Non-trainable Params: 0 (0.00 byte)		



Gambar 3. Grafik Pelatihan LSTM

Berdasarkan Gambar 3 Hasil pelatihan dari model LSTM terhadap kasus isu kenaikan UKT dan dampaknya terhadap penurunan minat calon mahasiswa baru. Grafik-grafik tersebut menunjukkan bahwa nilai akurasi pada data pelatihan mencapai sekitar 97.5% pada *epoch* ke-20. Namun, nilai akurasi pada data validasi cenderung stabil, berada di sekitar 85%. Grafik Model Loss pada gambar di atas menggambarkan perubahan tingkat kerugian (*loss*) model LSTM selama proses pelatihan. Kerugian pelatihan seiring berjalannya waktu, model meningkatkan kemampuannya untuk belajar dari data. *Validation loss* mulai menurun, namun kemudian stabil dan fluktuatif,

menyebabkan potensi *overfitting*, dimana model tidak dapat digeneralisasikan dengan baik pada data baru.

Dengan menggunakan model pelatihan terbaik, dilakukan pengujian terhadap berbagai kalimat yang diinputkan ke dalam sistem. Model LSTM akan mengklasifikasikan setiap kalimat ke dalam kategori sentimen positif atau negatif berdasarkan pola yang telah dipelajari selama pelatihan. Semakin banyak data yang digunakan dalam proses pelatihan, semakin baik performa algoritma dalam mengenali pola sentimen, sehingga meningkatkan akurasi prediksi.

Selain jumlah data, faktor lain yang memengaruhi kinerja model adalah tahapan *preprocessing* yang dilakukan sebelum data dimasukkan ke dalam model. Proses ini mencakup pembersihan data, normalisasi teks, serta teknik lanjutan seperti *POS-Tagging (Part-of-Speech Tagging)* untuk memahami struktur kata dalam kalimat dan *Negation Handling* guna menangani kata-kata negatif yang dapat mengubah makna suatu kalimat. Dengan penerapan *preprocessing* yang optimal, model LSTM dapat mengekstraksi sentimen dengan lebih akurat, sehingga meningkatkan kualitas klasifikasi yang dihasilkan.

### 3.3 Evaluasi Model

Hasil yang ditunjukkan dalam tabel 3 di bawah ini menunjukkan bahwa metode LSTM yang disarankan untuk sentimen analisis dapat menghasilkan akurasi yang tinggi. Ini karena kernel LSTM sangat cocok untuk masalah klasifikasi data teks. LSTM adalah metode yang terbukti dapat menghasilkan hasil akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan data teks.

**Tabel 3.** Hasil Evaluasi Model

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>	<i>Support</i>
Negatif	0.88	0.94	0.91	167
Positif	0.52	0.33	0.41	33
<i>Accuracy</i>			0.84	200
<i>Macro Avg</i>	0.70	0.64	0.66	200
<i>Weighted Avg</i>	0.82	0.84	0.82	200

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, implementasi metode yang digunakan berhasil mengklasifikasikan sentimen data dengan nilai akurasi 0,84. Pada tahap *preprocessing*, 800 data digunakan untuk pelatihan dan 200 data untuk pengujian. Model dapat mengklasifikasikan analisis sentimen menjadi dua kelas yaitu sentimen negatif dan sentimen positif, dengan proporsi 83,5% sentimen negatif dan 16,5% sentimen positif dari total 200 data uji.

## 4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, penggunaan algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)* berhasil mengklasifikasikan

sentimen terkait isu kenaikan UKT dengan akurasi 0,84 atau 84%. Model dapat mengidentifikasi dua jenis sentimen, yaitu negatif dan positif, dengan lebih banyak data yang diklasifikasikan sebagai negatif. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa kinerja model kurang optimal pada kategori sentimen positif, dengan nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-score* yang lebih rendah dibandingkan kategori negatif. Untuk meningkatkan hasil ini, disarankan untuk menyeimbangkan jumlah data positif dan negatif agar model lebih akurat dalam mengklasifikasikan kedua jenis sentimen.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Setyawati, "Proses Mofofenemik Prefiks {Meng-} Dalam Pemberitaan Seputar Kenaikan Ukt Di Jawapos.Com," *Journal Of Language And Literature Education (Jolale)*, Vol. 1, No. 2, Pp. 3046–7373, 2024.
- [2] S. Rokhman, F. Rozi, And R. A. Asmara, "Pengembangan Sistem Penunjang Keputusan Penentuan Ukt Mahasiswa Dengan Menggunakan Metode Moora Studi Kasus Politeknik Negeri Malang," *Jurnal Informatika Polinema*, Vol. 3, No. 4, Pp. 36–43, 2017.
- [3] Fatmah, "Maraknya Aksi Mahasiswa Menentang Kenaikan Ukt Dan Uang Pengembangan," *Jurnal Pembelajaran Dan Pengembangan Diri*, Vol. 4, No. 2, Pp. 493–502, 2024, Doi: 10.47353/Bj.V4i2.339.
- [4] A. Hanafiah, Y. Arta, H. O. Nasution, And Y. D. Lestari, "Penerapan Metode Recurrent Neural Network Dengan Pendekatan Long Short-Term Memory (Lstm) Untuk Prediksi Harga Saham," *Bulletin Of Computer Science Research*, Vol. 4, No. 1, Pp. 27–33, Dec. 2023, Doi: 10.47065/Bulletincsr.V4i1.321.
- [5] Y. Ardian Pradana, I. Cholissodin, And D. Kurnianingtyas, "Analisis Sentimen Pemindahan Ibu Kota Indonesia Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Lstm Dan Word2vec," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, Vol. 7, No. 5, Pp. 2389–2397, May 2023, [Online]. Available: [Http://J-Ptiik.Ub.Ac.Id](http://J-Ptiik.Ub.Ac.Id)
- [6] S. J. Pipin And H. Kurniawan, "Analisis Sentimen Kebijakan Mbkm Berdasarkan Opini Masyarakat Di Twitter Menggunakan Lstm," *Jurnal Sifo Mikroskil*, Vol. 23, No. 2, Pp. 197–208, 2022.
- [7] N. M. Sedana Krisna, I. N. Wijaya Saputra, And I. K. Artana Resika, "Analisis Sentimen Berbahasa Inggris Dengan Metode Lstm Studi Kasus Berita Online Pariwisata Bali English Sentiment Analysis Using The Lstm Method Case Study Of Bali Tourism Online News," *Jurnal Teknologi Informasi*

- Dan Ilmu Komputer (Jtiik)*, Pp. 1325–1334, 2024, Doi: 10.25126/Jtiik.2024118792.
- [8] L. Yosia Wibowo, N. Annisa, P. Ananda Khairunnisa Viktor Handrianus Pranatawijaya, And R. Priskila, “Implementasi Long Short-Term Memory Dalam Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Twitter Yang Mengandung Ujaran Kebencian,” *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, Vol. 8, No. 3, Pp. 3170–3174, Jun. 2024.
- [9] D. J. M. Pasaribu, K. Kusriani, And S. Sudarmawan, “Peningkatan Akurasi Klasifikasi Sentimen Ulasan Makanan Amazon Dengan Bidirectional Lstm Dan Bert Embedding,” *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, Vol. 10, No. 1, Jun. 2020, Doi: 10.35585/Inspir.V10i1.2568.
- [10] D. Sintia Amelia And A. Ari Aldino, “Teks Dan Analisis Sentimen Pada Chat Grup Whatsapp Menggunakan Long Short Term Memory (Lstm),” *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi (Jtsi)*, Vol. 2, No. 4, Pp. 56–61, 2021, [Online]. Available: [Http://Jim.Teknokrat.Ac.Id/Index.Php/Jtsi](http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/jtsi)
- [11] M. Kamal Wisyaldin, G. Maya Luciana, H. Pariaman, And P. Pembangkitan Jawa Bali, “Pendekatan Long Short-Term Memory Untuk Memprediksi Kondisi Motor 10 Kv Pada Pltu Batubara,” *Kilat*, Vol. 9, No. 2, Pp. 311–318, 2020, Doi: 10.33322/Kilat.V9i2.997.
- [12] M. Apriliyani, M. Izzal Musyaffaq, S. Nur, M. Rini Handayani, And K. Umam, “Implementasi Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Duolingo Di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *Aiti: Jurnal Teknologi Informasi*, Vol. 21, No. 2, Pp. 298–311, 2024.
- [13] A. Pranata And N. Azmi Verdikha, “Klasifikasi Teks Quick Count Pemilihan Presiden 2024 Pada Twitter Menggunakan Metode Tf-Idf Dan Naive Bayes,” *Jurnal Informatika Terpadu*, Vol. 10, No. 2, Pp. 93–100, 2024, [Online]. Available: [Https://Journal.Nurulfikri.Ac.Id/Index.Php/Jit](https://journal.nurulfikri.ac.id/index.php/jit)
- [14] M. David Rhman, A. Djunaidy, And F. Manahanto, “Penerapan Weighted Word Embedding Pada Pengklasifikasian Teks Berbasis Recurrent Neural Network Untuk Layanan Pengaduan Perusahaan Transportasi,” *Jurnal Sains Dan Seni Its*, Pp. 2337–3520, 2021.
- [15] S. Fachri And P. J. Ramdan, “Pemodelan Machine Learning : Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kebijakan Ppkm Menggunakan Data Twitter,” *Jurnal Sistem Cerdas*, Vol. 5, No. 1, Pp. 12–20, 2022, [Online]. Available: [Https://T.Co/lenucgfuuuj](https://t.co/lenucgfuuuj)
- [16] D. R. Alghifari, M. Edi, And L. Firmansyah, “Implementasi Bidirectional Lstm Untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia,” *Jurnal Manajemen Informatika (Jamika)*, Vol. 12, No. 2, Pp. 89–99, Sep. 2022, Doi: 10.34010/Jamika.V12i2.7764.



## ANALISIS *SERVICE DOMINANT LOGIC* KOMUNIKASI MANUSIA VS *CHATBOT* DI ANGKASA PURA BANDARA ADI SOEMARMO

Gladys Berlian Sulistya<sup>1</sup>, Yune Andryani Pinem<sup>2</sup>

<sup>1</sup>D4 Manajemen Transportasi Udara, Sekolah Tinggi Teknologi Kedirgantaraan Yogyakarta

<sup>2</sup>D3 Manajemen Transportasi, Sekolah Tinggi Teknologi Kedirgantaraan Yogyakarta

Bantul, Daerah Istimewa Yogyakarta 55143

21091763@students.sttkd.ac.id, yune.andryani@sttkd.ac.id

### Abstract

*This study analyses Service Dominant Logic (SDL) in the context of services at Angkasa Pura Adi Soemarmo Airport by comparing human-based and Chatbot-based communication. The urgency of this research stems from the increasing adoption of digital technologies such as Chatbots in information service, which potentially shifts the dynamics of interaction and influences passenger satisfaction. A mismatch between customer expectations and service experience—whether delivered by humans or Chatbots—may impact airport business processes, including operational efficiency, time management, and customer loyalty. This research employs a quantitative method with a population of airport passengers from 2016 to 2023 and a sample of 100 respondents selected using purposive sampling. Data were collected through questionnaires and analyzed using descriptive statistics and Chi-square tests via SPSS. The results show that human communication scored highest in the value co-creation dimension with 1754 points, while Chatbots performed best in the service exchange dimension with 865 points. The Chi-square test indicates a significant relationship between the two types of communication ( $p < 0.05$ ). These findings suggest that strategic integration of human and Chatbot communication is essential to enhance passenger satisfaction and optimize service efficiency in the air transport sector.*

**Keywords:** Chatbot, Human, Service, Service Dominant Logic, Technology

### Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis *Service Dominant Logic* (SDL) dalam konteks pelayanan di Angkasa Pura Bandara Adi Soemarmo, dengan fokus pada perbandingan antara komunikasi manusia dan *Chatbot*. Urgensi penelitian ini berangkat dari meningkatnya pemanfaatan teknologi digital seperti *Chatbot* dalam layanan informasi yang berpotensi mengubah pola interaksi dan memengaruhi kualitas pengalaman penumpang. Ketidakseimbangan antara ekspektasi dan pengalaman layanan informasi yang diberikan oleh manusia maupun *Chatbot* dapat berdampak langsung terhadap kepuasan pelanggan dan efektivitas proses bisnis di bandara, seperti manajemen waktu, efisiensi operasional, serta loyalitas penumpang. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan populasi penumpang bandara tahun 2016–2023, dan sampel sebanyak 100 responden yang diambil menggunakan teknik *purposive sampling*. Data dikumpulkan melalui kuesioner dan dianalisis secara deskriptif serta uji *Chi-square* menggunakan SPSS. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pelayanan komunikasi manusia unggul pada dimensi *value co-creation* dengan skor tertinggi 1754, sedangkan *Chatbot* unggul pada dimensi *service exchange* dengan skor 865. Uji *Chi-square* menunjukkan hubungan signifikan antara kedua jenis komunikasi ( $p < 0,05$ ). Temuan ini merekomendasikan integrasi strategis antara komunikasi manusia dan *Chatbot* untuk meningkatkan kepuasan dan efisiensi layanan di sektor transportasi udara.

**Kata kunci:** Chatbot, Manusia, Pelayanan, *Service Dominant Logic*, Teknologi

### 1. PENDAHULUAN

Teknologi terus berkembang pesat dan menyebabkan perubahan di berbagai bidang dengan munculnya Teknologi 5.0 (koneksi manusia dan robot). Perkembangan ini diimplementasikan pada teknologi penting seperti *Internet of Things* (IOTs), kecerdasan buatan (AI), robotika,

pencetakan 3D, dan *augmented reality* (AR). Teknologi-teknologi ini memungkinkan pengembangan sistem perangkat lunak yang cerdas, mudah beradaptasi, dan efisien dalam berinteraksi dengan lingkungan perangkat kerasnya [1]. Di era digital, teknologi yang tampak adalah penggabungan AI dan Big Data. Penggabungan ini tidak

hanya menghasilkan *business intelligence* yang kompleks dalam mendukung pengambilan keputusan berdasarkan analisis data yang menyeluruh, tetapi juga mempercepat kemajuan ilmu pengetahuan dan teknologi tersebut [2][3]. Contohnya, dalam industri kesehatan, AI membantu mengidentifikasi penyakit lebih awal dan mengembangkan obat baru. Selain itu, berdasarkan analisis data transaksi secara *real-time*, AI digunakan di sektor keuangan untuk mendeteksi penipuan dan mengelola risiko dengan lebih baik. Peningkatan layanan publik juga menjadi salah satu cara untuk mengintegrasikan AI dan Big Data. Lebih jauh lagi, sistem AI bahkan dapat menggantikan guru dengan berfungsi sebagai tutor individu untuk setiap siswa. Didorong oleh pandemi COVID-19, sistem belajar mengajar yang cerdas beradaptasi menggunakan teknologi pintar untuk menyesuaikan kebutuhan informasi bagi setiap siswa di beragam sekolah [4][5][6].

Salah satu penerapan AI yang menonjol dan langsung dirasakan oleh masyarakat adalah *chatbot*. *Chatbot* dapat secara otomatis bereaksi terhadap kebutuhan konsumen akan informasi untuk meningkatkan penjualan dan kualitas layanan sehingga teknologi ini menjadi semakin umum digunakan dalam bisnis [7]. *Chatbot* dapat menawarkan bantuan yang cepat, akurat, dan efektif sepanjang waktu dalam layanan pelanggan karena memuaskan kebutuhan pelanggan dan menanggapi pertanyaan mereka sangat penting bagi bisnis [8][9][10]. Dengan memberikan respons yang cepat dan tepat, *chatbot*—program komputer yang berkomunikasi langsung dengan konsumen melalui teks—membantu meningkatkan kepuasan pelanggan dan kesuksesan bisnis secara keseluruhan [11][12].

*Chatbot* berkomunikasi dengan orang-orang dengan menggunakan algoritma pemrosesan bahasa alami dan kecerdasan buatan untuk memberikan jawaban yang relevan serta informasi dan layanan yang ditargetkan. Sementara integrasi dengan sistem manajemen digital meningkatkan efisiensi operasional dan pertumbuhan pendapatan jangka panjang, data dari interaksi ini memungkinkan bisnis untuk menemukan pola dan preferensi konsumen, sehingga memungkinkan optimalisasi metode layanan. Selain itu, dengan belajar dari interaksi sebelumnya, komunikasi *Chatbot* menjadi lebih mirip manusia dan meningkatkan keefektifan dukungan pelanggan. Gaya berbicara *Chatbot* memengaruhi sikap merek dan niat berkelanjutan. Melalui interaksi sosial, *Chatbot* yang menggunakan bahasa kasual cenderung meningkatkan niat penggunaan dan sentimen yang baik; namun, efeknya kurang terasa bagi pelanggan yang belum terbiasa dengan bisnis tersebut. Namun, dalam lingkungan layanan, menggunakan bahasa yang eksplisit dan konkret membuat *Chatbot* tampak lebih berpengetahuan, yang meningkatkan kepuasan pengguna, niat untuk menggunakan, dan efisiensi belanja. Temuan ini memberikan panduan praktis bagi manajer merek dan perancang layanan untuk mengoptimalkan strategi bahasa dalam penerapan *Chatbot* di *e-commerce* [13][14][15][16][17][18].

Pemanfaatan layanan teknologi menjadi semakin umum di banyak industri di era digital saat ini. Konsumen mencari pengalaman yang bermanfaat dan memuaskan selain barang dan jasa. Dalam kehidupan sehari-hari, mereka sering kali memilih teknologi yang memberikan efisiensi dan kenyamanan. Oleh karena itu, sangat penting untuk memahami keuntungan yang diduga dari fitur teknologi serta lingkungan tempat mereka digunakan. Penciptaan nilai yang berkelanjutan dimungkinkan oleh interaksi pelanggan-teknologi yang bermakna [19]. Karena hubungan yang bermakna memfasilitasi penciptaan nilai yang berkelanjutan, penggunaan layanan teknologi komunikasi oleh pelanggan bergantung pada konteks penggunaan dan manfaat yang dirasakan dari fungsi teknologi [19].

Dengan semakin populernya *chatbot* dalam pelayanan di berbagai bidang, seperti layanan pelanggan dan kesehatan, diperlukan analisis komparatif antara manusia dan *chatbot* [20][21][22]. Memaksimalkan pemanfaatan *chatbot* perlu dilakukan untuk dengan memahami kekuatan dan kelemahan *chatbot* dibandingkan layanan informasi oleh manusia. Terbukti ada orang lebih suka berinteraksi dengan *chatbot* daripada berkomunikasi dengan orang nyata, menurut preferensi pengguna [7], ditilik dari nilai layanannya yakni 24 jam sehari, 7 hari seminggu sehingga mampu memberikan respons instan [23]. Namun demikian, ada pula pengguna yang meragukan gaya komunikasi *chatbot* [24] bergantung pada jenis kebutuhannya terutama jika mengandung masalah yang kompleks atau sensitif [24][25][26].

Menurut *Service Dominant Logic* (SDL), nilai berasal dari produk dan komunikasi aktif antara konsumen dan penyedia layanan. Ini adalah ide yang sangat penting untuk pengembangan *Chatbot*. Kepercayaan konsumen dapat terkikis oleh kegagalan layanan seperti kesalahan komunikasi, menurut penelitian, terutama ketika gaya komunikasi sosial dan tugas memengaruhi kemampuan solusi seperti humor, permintaan maaf, atau kompensasi. Penelitian *e-commerce* mengungkapkan bahwa *Chatbot* dengan gaya komunikasi sosial, terutama saat menangani aktivitas yang sulit, dapat meningkatkan kebahagiaan pelanggan dengan membangun kepercayaan yang kuat. Menurut penelitian sebelumnya, bersikap ramah dan berbicara dengan cara yang baik dapat meningkatkan kepuasan pelanggan, yang pada gilirannya memengaruhi harga premium, niat membeli, dan keterlibatan media sosial. Temuan ini memberikan panduan praktis bagi perancang *Chatbot* dan pengecer *online* untuk mengurangi dampak kegagalan layanan dan menciptakan nilai bersama yang lebih baik [27][28][29][30].

SDL telah diimplementasikan di bidang kesehatan untuk meningkatkan kepuasan pasien dan hasil klinis [31]. Sebaliknya, di bidang teknologi dan *e-commerce*, SDL membantu memberikan pengalaman layanan yang lebih personal dan meningkatkan loyalitas pelanggan [32]. Hal ini mengindikasikan bahwa SDL efektif dalam mendorong

kolaborasi antara penyedia layanan dan pengguna untuk mengembangkan visi bersama. Dalam konteks ini, pemahaman akan nilai menjadi sangat penting. Nilai bukan hanya tentang apa yang ditawarkan, tetapi juga tentang bagaimana pelanggan memahami dan mendapatkan manfaat dari layanan yang diberikan. Dengan cara ini, SDL mendorong kita untuk melihat layanan sebagai proses dinamis yang memfasilitasi pengembangan nilai secara kolaboratif, dimana setiap individu berkontribusi pada penciptaan pengalaman yang bermakna.

Batas antara kecerdasan buatan dan manusia semakin kabur seiring perkembangan teknologi AI [33]. Oleh karena itu, analisis komparatif penting untuk menyoroti aspek manusia yang tidak dapat direplikasi AI. Selain itu, pemahaman tentang perbedaan ini juga penting untuk menjawab masalah etis seperti transparansi, akuntabilitas, dan kemungkinan bias dalam sistem berbasis kecerdasan buatan [34]. Analisis ini akan membantu pelaku industri dan peneliti membuat keputusan yang lebih baik tentang menggunakan *chatbot* dan membuat pengalaman pengguna lebih baik yakni untuk menentukan apakah keuntungan tersebut sebanding dengan potensi kerugian yang dapat memengaruhi operasi bisnis dan kepuasan pelanggan [35][26][37].

Penelitian ini akan menganalisis interaksi antara pelanggan dengan layanan manusia *vs Chatbot* di Bandara Adi Soemarmo berdasarkan pendekatan *Service-Dominant Logic*. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan mengenai pengalaman pelanggan dan bagaimana interaksi tersebut menciptakan nilai layanan di sektor penerbangan. Oleh karena itu, penting untuk mengkaji lebih dalam interaksi pelanggan dengan *customer service* manusia dan *Chatbot* dalam konteks layanan di bandara.

## 2. METODE PENELITIAN

Berikut desain penelitian dari analisis *service dominant logic* komunikasi manusia *vs Chatbot*.

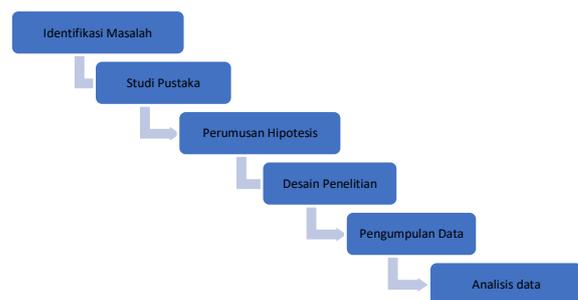
### 2.1 Metode pengumpulan data, instrumen penelitian, dan metode pengujian

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan populasi penumpang keberangkatan di Bandara Adi Soemarmo dari tahun 2016 hingga 2023, yang berjumlah 5.937.176 penumpang [38]. Sampel penelitian diambil sebanyak 100 penumpang yang menggunakan layanan manusia dan *Chatbot*, dengan pengambilan sampel dilakukan secara *purposive sampling* berdasarkan kriteria tertentu dan jumlah sampel ditentukan menggunakan rumus *Slovin*. Data dikumpulkan melalui kuesioner yang disebarakan melalui *Google Form* dan menggunakan skala likert (1-5). Penelitian ini didasarkan pada teori *Service Dominant Logic* (SDL), yang menekankan bahwa nilai diciptakan melalui interaksi antara penyedia layanan dan pelanggan, bukan hanya dari produk yang dijual. SDL menguraikan bagaimana layanan manusia dan *Chatbot* dapat bekerja sama dalam menciptakan nilai melalui lima

dimensi instrumen, yaitu *value co-creation*, *value in-use*, *resource integration*, *interaction quality*, dan *service exchange* [39]. Analisis data dilakukan dengan menggunakan uji deskriptif dan uji *Chi-square* untuk menguji hubungan antara dua variabel, guna menilai sejauh mana kedua jenis layanan tersebut saling melengkapi dalam menciptakan nilai bagi pelanggan.

### 2.2 Tahapan penelitian

Tahapan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1, yang meliputi identifikasi masalah, studi pustaka, perumusan masalah, desain penelitian, pengumpulan data, analisis data. Dan penjelasannya sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

#### A. Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah dalam penelitian ini berfokus pada analisis *Service Dominant Logic* (SDL) antara pelayanan manusia dan *Chatbot* di Bandara Adi Soemarmo. Masalah utama yang diangkat adalah bagaimana kedua jenis pelayanan ini menciptakan nilai bagi pelanggan dalam konteks pelayanan bandar udara, serta perbandingan efektivitasnya.

#### B. Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan untuk mengumpulkan informasi mengenai teori-teori terkait SDL, pelayanan manusia, dan *Chatbot*. Peneliti mengeksplorasi literatur yang relevan untuk memahami konsep-konsep kunci, seperti peranan teknologi dalam pelayanan, serta dimensi-dimensi SDL yang mendukung penelitian ini.

#### C. Perumusan Hipotesis

Hipotesis dalam penelitian ini merumuskan dugaan mengenai nilai layanan berbasis SDL pada pelayanan manusia dibandingkan dengan *Chatbot*. Rumusan hipotesis mencakup pertanyaan tentang dimensi mana yang paling dominan dalam pelayanan dan apakah terdapat hubungan signifikan antara kedua jenis pelayanan tersebut.

#### D. Desain Penelitian

Desain penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode survei. Peneliti merancang kuesioner yang akan disebarakan kepada responden yang telah menggunakan layanan di Bandara Adi Soemarmo. Desain ini

memungkinkan pengukuran yang sistematis terhadap dimensi nilai layanan.

#### E. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan menyebarkan kuesioner kepada 100 responden yang merupakan penumpang di Bandara Adi Soemarmo. Kuesioner dirancang untuk mengukur berbagai dimensi SDL, seperti *Value Co-Creation*, *Value In-Use*, *Resource Integration*, dan *Interaction Quality*.

#### F. Analisis Data

Data yang telah terkumpul dianalisis menggunakan perangkat lunak SPSS. Analisis yang dilakukan mencakup uji deskriptif untuk menggambarkan karakteristik responden dan uji *Chi-square* untuk menguji hubungan antara pelayanan manusia dan *Chatbot*. Hasil analisis memberikan wawasan tentang nilai layanan dari kedua jenis pelayanan.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Identifikasi Masalah

Dalam penelitian yang berjudul "Analisis *Service Dominant Logic* Manusia vs *Chatbot* di Angkasa Pura Bandara Adi Soemarmo," identifikasi masalah yang diangkat mencakup beberapa aspek penting yang menjadi fokus analisis. Berikut adalah identifikasi masalah:

- Bagaimana nilai layanan berbasis *service dominant logic* antara pelayanan manusia dan *Chatbot* di Angkasa Pura Adi Soemarmo?
- Dimensi nilai layanan berbasis *service dominant logic* mana yang paling dominan pada pelayanan manusia dan *Chatbot* di Angkasa Pura Adi Soemarmo?
- Apakah terdapat hubungan *Service-Dominant Logic* (SDL) dalam pelayanan manusia dan *Chatbot* di Bandara Adi Soemarmo?

#### 3.2 Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan untuk mengkaji teori-teori dan penelitian sebelumnya yang relevan dengan topik penelitian ini. Beberapa hal yang dibahas dalam studi pustaka meliputi:

- Service Dominant Logic* (SDL): Konsep SDL yang menekankan pentingnya kolaborasi antara penyedia layanan dan pelanggan dalam menciptakan nilai [39].
- Pelayanan Manusia: Karakteristik dan kualitas pelayanan yang diberikan oleh manusia, serta peran empati dan interaksi langsung dalam meningkatkan pengalaman pelanggan [40].
- Chatbot* sebagai Teknologi Pelayanan: Pemahaman tentang bagaimana *Chatbot* berfungsi, termasuk algoritma dan kecerdasan buatan yang digunakan untuk meningkatkan interaksi dengan pelanggan [41].

#### 3.3 Perumusan Hipotesis

Berdasarkan identifikasi masalah dan studi pustaka, hipotesis penelitian dirumuskan sebagai berikut:

- Nilai layanan berbasis *Service-Dominant Logic* (SDL) pada pelayanan manusia memiliki kecenderungan tertentu berdasarkan hasil analisis deskriptif.
- Dimensi SDL *Value Co-creation* lebih dominan dalam pelayanan manusia dan *Chatbot* berdasarkan hasil analisis deskriptif.
- Terdapat hubungan yang signifikan antara *service dominant logic* dalam pelayanan manusia/*Chatbot* di Bandara Adi Soemarmo.

#### 3.4 Desain Penelitian

Desain penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode survei untuk menganalisis nilai layanan antara pelayanan manusia dan *Chatbot* di Bandara Adi Soemarmo. Beberapa langkah dalam desain penelitian meliputi:

##### a) Jenis Penelitian

Penelitian ini bersifat deskriptif, bertujuan untuk menggambarkan dan membandingkan nilai layanan yang diberikan oleh staf manusia dan *Chatbot*.

##### b) Populasi dan Sampel

Populasi dalam penelitian ini adalah penumpang yang menggunakan layanan di Bandara Adi Soemarmo. Sampel diambil dengan teknik *purposive sampling*, yang memastikan responden adalah pengguna layanan yang telah berinteraksi dengan kedua jenis pelayanan.

##### c) Instrumen Penelitian

Kuesioner dirancang untuk mengukur dimensi-dimensi SDL, seperti *Value Co-Creation*, *Value In-Use*, *Resource Integration*, *Service Exchange*, dan *Interaction Quality*. Kuesioner menggunakan skala *Likert*(1-5) untuk mendapatkan data yang detail dan terukur.

#### 3.5 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan melalui penyebaran kuesioner kepada 100 responden yang telah menggunakan layanan di Bandara Adi Soemarmo. Informasi tentang data distribusi frekuensi karakteristik responden dapat dilihat pada Tabel 1 berikut:

**Tabel 1.** Distribusi Frekuensi karakteristik Responden

Kategori	Karakteristik	Frekuensi
Jenis Kelamin	Laki-Laki	56%
	Perempuan	44%
Usia	<20 Tahun	6%

Kategori	Karakteristik	Frekuensi
Jumlah Penerbangan Dalam 1 Tahun	21-30 Tahun	52%
	31-40 Tahun	33%
	>40 Tahun	9%
	1-5 Kali	88%
	5-10 Kali	12%

Dari Data frekuensi pada tabel 1 menjelaskan penerbangan mendukung pentingnya kedua jenis layanan tersebut, di mana 88% pelanggan melakukan 1-5 penerbangan per tahun dan 12% melakukan 6-10 penerbangan. Hal ini menunjukkan bahwa bagi mayoritas pelanggan yang tidak terlalu sering terbang, setiap interaksi baik melalui kontak langsung dengan staf manusia maupun melalui *Chatbot* sangat krusial untuk membangun nilai. Bagi pelanggan yang lebih sering terbang, ekspektasi terhadap kecepatan, efisiensi, dan personalisasi semakin tinggi, sehingga peran *Chatbot* dalam menyediakan layanan yang responsif menjadi semakin penting. Oleh karena itu, penyesuaian strategi layanan berdasarkan frekuensi penerbangan dapat meningkatkan kepuasan dan loyalitas pelanggan, serta memperkuat sinergi antara interaksi manusia dan teknologi untuk menciptakan nilai yang berkelanjutan di sektor transportasi udara.

### 3.6 Analisis Data

Setelah data terkumpul, analisis data dilakukan menggunakan perangkat lunak SPSS. Langkah-langkah dalam analisis data meliputi:

#### a) Analisis Deskriptif

Hasil uji deskriptif *service dominant logic* pada manusia dapat dilihat pada Tabel 2 berikut:

**Tabel 2.** Tabel *Service Dominant Logic* Manusia

Dimensi SDL	Sum	Mean
<i>Value Co-Creation</i>	1754	17,54
<i>Value In-Use</i>	864	8,64
<i>Resource Integration</i>	878	8,78
<i>Interaction Quality</i>	858	8,58
<i>Service Exchange</i>	861	8,61

Dan untuk hasil uji deskriptif *service dominant logic* pada *Chatbot* dapat dilihat pada Tabel 3 berikut:

**Tabel 3.** Tabel *Service Dominant Logic Chatbot*

Dimensi SDL	Sum	Mean
<i>Value Co-Creation</i>	1659	16,59
<i>Value In-Use</i>	856	8,56
<i>Resource Integration</i>	837	8,37
<i>Interaction Quality</i>	864	8,64
<i>Service Exchange</i>	865	8,65

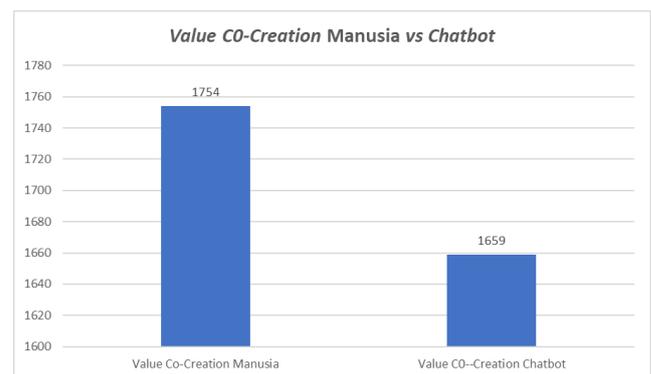
Berdasarkan dari Tabel 2 dan 3 hasil uji deskriptif penelitian di atas dapat dianalisis bahwa dalam nilai layanan *service dominant logic* manusia dan *Chatbot* yaitu ada 3 dimensi pada manusia dan ada 2 dimensi pada *Chatbot*. Yakni pada pelayanan manusia dimensi *value co-creation*, *resource integration* dan *value in-use* dan pada *Chatbot* yaitu dimensi *service exchange* dan *interaction quality*. Jika diurutkan akan seperti Gambar 2 berikut:



**Gambar 2.** Urutan Dimensi SDL Dalam Kolaborasi Layanan Manusia dan *Chatbot*

#### a. *Value Co-Creation*

Perbandingan nilai *value co-creation* manusia dan *chatbot* dapat dilihat dalam diagram Gambar 3 sebagai berikut:



**Gambar 3.** Diagram *Value Co-Creation* Manusia vs *Chatbot*

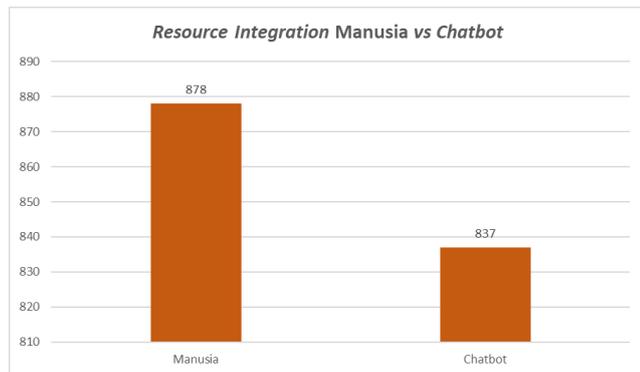
Konsep *value co-creation* menunjukkan pentingnya kolaborasi antara penyedia layanan dan pelanggan dalam menciptakan pengalaman bernilai. Dalam dimensi ini, nilai tidak diciptakan secara sepihak, melainkan melalui interaksi aktif antara kedua belah pihak, di mana pelanggan berperan sebagai *co-creator* yang terlibat langsung dalam pertukaran informasi. Hal ini memungkinkan penyedia layanan untuk

menyesuaikan penawaran sesuai dengan kebutuhan dan preferensi, sehingga menghasilkan pengalaman yang lebih personal, bermakna, dan memuaskan.

Dengan nilai tertinggi 1754, konsep ini menegaskan bahwa keterlibatan pelanggan dalam proses penciptaan nilai akan meningkatkan kepuasan, loyalitas, dan membangun hubungan yang lebih kuat. Keunggulan manusia dalam *value co-creation* dibandingkan *Chatbot* terletak pada kemampuan untuk membangun hubungan mendalam dengan pelanggan melalui interaksi langsung, yang memungkinkan penyedia layanan memahami kebutuhan dan preferensi mereka secara lebih baik. Misalnya, di Bandara Adi Soemarmo, petugas dapat memberikan informasi tambahan, mendengarkan kekhawatiran penumpang, dan menawarkan solusi personal saat terjadi kebingungan terkait jadwal penerbangan. Sejalan dengan itu, hasil yang sama didapatkan pada layanan kesehatan, di mana interaksi yang baik antara dokter dan pasien terbukti meningkatkan kepuasan serta hasil kesehatan. Pendekatan *value co-creation* ini menegaskan bahwa hubungan personal dan komunikasi efektif antara penyedia layanan dan pelanggan penting dalam menciptakan nilai optimal. Dengan demikian, SDL memberikan panduan tentang bagaimana kolaborasi ini tidak hanya memperbaiki pengalaman pelanggan, tetapi juga mendorong pertumbuhan bisnis, inovasi, dan efisiensi operasional dalam jangka panjang [40].

#### b. Resource Integration

Perbandingan nilai *resource integration* manusia dan *chatbot* dapat dilihat dalam diagram Gambar 4 sebagai berikut:



Gambar 4. Diagram *Resource Integration* Manusia vs *Chatbot*

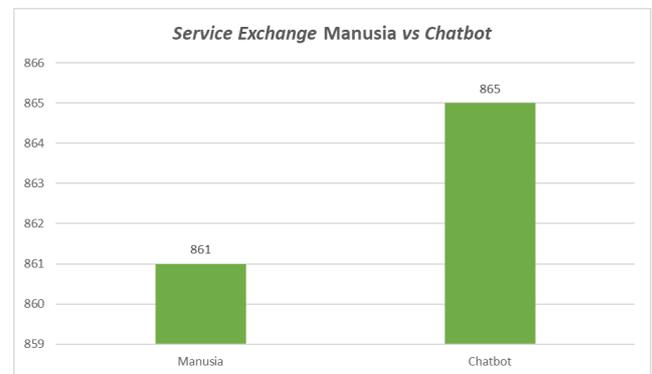
*Resource Integration* terbukti merupakan salah satu elemen penting dalam *Service Dominant Logic* yang mencerminkan kemampuan penyedia layanan untuk menggabungkan berbagai sumber daya guna memberikan solusi yang efektif. Dengan nilai 878, aspek ini menunjukkan bahwa meskipun tidak sekuat *value co-creation*, integrasi sumber daya tetap krusial dalam menciptakan nilai bagi pelanggan. Penyedia layanan manusia memanfaatkan keterampilan, pengetahuan, dan teknologi untuk mengoptimalkan penggunaan informasi yang ada, sehingga dapat

mempercepat penyelesaian masalah dan meningkatkan pengalaman pelanggan.

Sebagai contoh, petugas di Bandara Adi Soemarmo dapat menggabungkan data dari sistem penerbangan dan informasi cuaca untuk memberikan rekomendasi alternatif ketika terjadi penundaan, suatu penyesuaian cepat yang sulit ditiru oleh *Chatbot*. Dalam industri teknologi, penelitian juga menegaskan bahwa tim yang mampu mengintegrasikan keahlian dan sumber daya secara efektif dapat menciptakan inovasi yang lebih baik dan lebih cepat. Dengan demikian, *resource integration* tidak hanya mendukung operasional yang efisien tetapi juga berperan penting dalam membangun hubungan yang kuat dan menciptakan nilai optimal bagi pelanggan [29].

#### c. Service Exchange

Perbandingan nilai *service exchange* manusia dan *chatbot* dapat dilihat dalam diagram Gambar 5 sebagai berikut:



Gambar 5. Diagram *Service Exchange* Manusia vs *Chatbot*

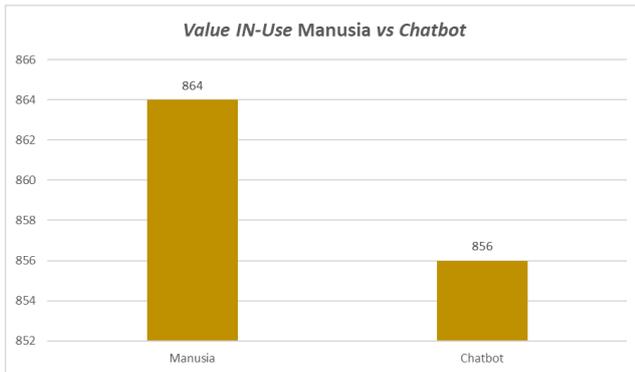
*Service exchange* merupakan elemen dasar dalam *Service Dominant Logic* yang menunjukkan kemampuan penyedia layanan—dalam hal ini, *Chatbot*—untuk memberikan layanan secara efisien. Dengan nilai 865, *service exchange* pada *Chatbot* mengungguli layanan oleh manusia menekankan pentingnya kecepatan, konsistensi, dan aksesibilitas dalam pertukaran layanan. Meskipun interaksi dengan *Chatbot* mungkin tidak sepersonal interaksi dengan manusia, *Chatbot* dirancang untuk merespons permintaan dalam hitungan detik, tersedia 24/7, serta memberikan informasi yang akurat dan konsisten, sehingga mengurangi risiko kesalahan dan memastikan solusi tepat waktu. Hasil ini konsisten dengan fungsi *Chatbot* dalam layanan terhadap pelanggan yang mengedepankan kecepatan respon. *Chatbot* yang aktif 24/7 memungkinkan pelanggan untuk mendapatkan bantuan kapan saja, tanpa terikat pada jam kerja tradisional [42].

Di Bandara Adi Soemarmo, *Chatbot* segera menginformasikan penumpang tentang penerbangan yang tertunda, sehingga mereka tidak perlu menunggu pengumuman dari petugas. Dalam konteks industri ritel, penelitian menunjukkan bahwa penggunaan *Chatbot* dapat meningkatkan efisiensi layanan pelanggan dan mengurangi

waktu tunggu, yang pada akhirnya berkontribusi pada kepuasan pelanggan. Dengan demikian, meskipun *Chatbot* tidak dapat menggantikan pengalaman interaksi manusia secara mendalam, kekuatan *service exchange* melalui desain yang baik tetap menjadi keunggulan utama dalam menyediakan layanan yang cepat dan efektif [43].

#### d. Value In-Use

Perbandingan nilai *value in-use* manusia dan *chatbot* dapat dilihat dalam diagram Gambar 6 sebagai berikut:



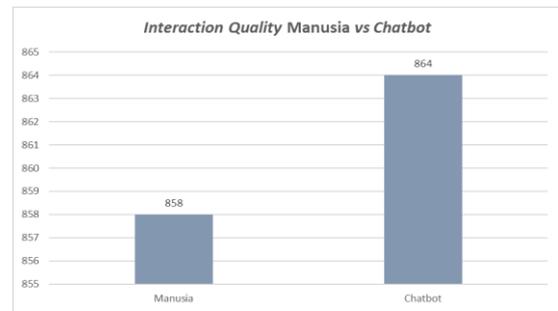
Gambar 6. Diagram Value In-Use Manusia vs Chatbot

*Value in-use* sebagai elemen penting berikutnya menyoroti bagaimana pengalaman pelanggan dalam menggunakan layanan dapat meningkatkan persepsi nilai. Dengan nilai 864, dimensi ini meskipun sedikit lebih rendah dibandingkan *value co-creation*, tetap vital karena mencerminkan efektivitas interaksi yang memuaskan antara pelanggan dan penyedia layanan. Interaksi langsung, seperti pemberian umpan balik secara *real-time* dan penyesuaian layanan sesuai kebutuhan pelanggan, memungkinkan penyedia layanan memberikan solusi yang lebih personal, sehingga meningkatkan kepuasan dan loyalitas pelanggan.

Manusia unggul dalam aspek *value in-use* karena kemampuan mereka menghadirkan pengalaman yang mendalam melalui komunikasi langsung, empati, dan pemahaman emosional yang sulit ditiru oleh *Chatbot*. Misalnya, ketika seorang penumpang mengalami kesulitan pada proses *check-in* di Bandara Adi Soemarmo, petugas dapat segera memberikan bantuan dan solusi yang tepat, sehingga meningkatkan persepsi nilai layanan. Demikian pula, dalam konteks pendidikan, interaksi langsung antara pengajar dan siswa terbukti meningkatkan pemahaman serta kepuasan siswa terhadap proses belajar, menegaskan bahwa pengalaman nyata adalah kunci dalam menciptakan nilai yang berkelanjutan [44].

#### e. Interaction Quality

Perbandingan nilai *interaction quality* manusia dan *chatbot* dapat dilihat dalam diagram Gambar 7 sebagai berikut:



Gambar 7. Diagram Interaction Quality Manusia vs Chatbot

*Interaction Quality* mengukur seberapa baik interaksi yang dihasilkan oleh *Chatbot* dan manusia dengan nilai 864 pada keunggulan *Chatbot*. Dimensi ini menekankan aspek teknis seperti kecepatan respon, efisiensi, kejelasan, dan relevansi jawaban yang diberikan. *Chatbot* dengan algoritma efektif mampu menyajikan respon cepat dan akurat, sehingga pengguna mendapatkan informasi secara tepat tanpa menunggu lama. Misalnya, di Bandara Adi Soemarmo, *Chatbot* dengan cepat menjawab pertanyaan tentang lokasi fasilitas seperti ruang tunggu, memberikan informasi secara ramah dan profesional. Inovasi berkelanjutan dalam pengembangan teknologi semakin meningkatkan kemampuan *Chatbot* untuk memenuhi kebutuhan pengguna secara *real-time*.

Meskipun *Chatbot* tidak dapat meniru kedalaman emosi manusia, kualitas interaksi otomatis yang tinggi terbukti meningkatkan kepuasan pelanggan. Penelitian dalam layanan pelanggan menunjukkan bahwa respons yang cepat, jelas, dan relevan memainkan peran penting dalam menciptakan pengalaman yang memuaskan, sehingga mendukung keberhasilan keseluruhan layanan. Kombinasi antara kecepatan dan akurasi informasi menegaskan bahwa pendekatan teknis dapat menjadi pelengkap efektif dalam meningkatkan pengalaman pengguna, meskipun tanpa nuansa emosional yang ditawarkan oleh interaksi manusia [45].

Penilaian layanan di Angkasa Pura berdasarkan *Service Dominant Logic* (SDL) mengungkapkan bahwa terdapat tiga dimensi unggulan pada layanan manusia—yaitu *value co-creation*, *resource integration*, dan *value in-use*—sedangkan *Chatbot* unggul pada dua dimensi, yakni *service exchange* dan *interaction quality*. Dimensi *value co-creation* mencatat skor tertinggi sebesar 1754, yang menunjukkan bahwa interaksi langsung dengan staf manusia menghasilkan pengalaman yang lebih personal dan bernilai bagi pelanggan, sementara *Chatbot* menonjol dalam *service exchange* dengan skor 865, mencerminkan kemampuannya menyediakan informasi secara cepat dan efisien.

#### b) Analisis Uji Chi-square

Hasil Uji *Chi-square service dominant logic* komunikasi manusia vs *Chatbot* dapat dilihat pada Tabel 4 berikut:

Tabel 4. Tabel Uji *Chi-square*

	Value	df	Asymptotic Significance (2-sided)	Exact Sig. (2- sided)	Exact Sig. (1- sided)
Pearson Chi-square	9,082	1	0,003		
Continuity Correction	7,724	1	0,005		
Likelihood Ratio	8,783	1	0,003		
Fisher's Exact Test				0,004	0,003
Linear-by- Linear Association	8,991	1	0,003		
N of Valid Cases	100				

Tabel 4 menampilkan hasil analisis *Chi-square* dari penelitian ini. Berdasarkan data, nilai *Pearson Chi-square* adalah 9,082 dengan tingkat signifikansi 0,003 ( $p < 0,05$ ). Artinya, terdapat hubungan yang signifikan antara layanan manusia dan *Chatbot* dalam kerangka *Service-Dominant Logic* (SDL). *Continuity Correction* dengan nilai 7,724 dan signifikansi 0,005 juga mendukung temuan dari *Pearson Chi-square*.

Selanjutnya, nilai *Likelihood Ratio* adalah 8,783 dengan signifikansi 0,003. Ini menunjukkan bahwa hubungan antara variabel yang diuji cukup kuat. Uji *Fisher's Exact* menghasilkan nilai 0,004, yang relevan untuk sampel berukuran kecil, dan juga mengkonfirmasi adanya hubungan signifikan. Terakhir, nilai *Linear-by-Linear Association* adalah 8,991 dengan signifikansi 0,003, yang mengindikasikan adanya hubungan linier antara variabel. Secara keseluruhan, data ini menunjukkan bahwa layanan manusia dan *Chatbot* bekerja sama dengan baik dalam menciptakan nilai bagi pelanggan.

*Service Dominant Logic* bertujuan membangun nilai di bidang layanan transportasi udara sangat penting untuk menciptakan pengalaman optimal bagi pelanggan. Nilai tidak hanya berasal dari produk atau layanan itu sendiri, melainkan melalui interaksi aktif antara penyedia layanan dan pelanggan yang mencakup lima elemen utama: *value co-creation*, *resource integration*, *value in-use*, *service exchange*, dan *interaction quality*. Dengan meningkatkan kualitas interaksi—baik melalui layanan manusia yang memberikan pengalaman personal maupun melalui *Chatbot* yang responsif dan efisien—penyedia layanan dapat menciptakan nilai yang lebih besar, meningkatkan loyalitas pelanggan, serta mendorong inovasi dan efisiensi operasional.

Data analisis mendukung hal ini, di mana uji *Chi-square* menunjukkan adanya hubungan *linear* yang signifikan

antara layanan manusia dan *Chatbot*. Hubungan *linear* yang signifikan ini mengindikasikan bahwa kedua jenis layanan tersebut saling melengkapi dan berkolaborasi dalam menciptakan pengalaman yang optimal. Dengan demikian, pengembangan sinergi antara interaksi manusia dan teknologi *Chatbot* menjadi prioritas strategis untuk membangun nilai yang berkelanjutan, yang pada akhirnya meningkatkan keunggulan kompetitif di sektor transportasi udara.

#### 4. KESIMPULAN

Dari hasil pembahasan pada penelitian ini dapat ditarik kesimpulan bahwa nilai layanan di Angkasa Pura berdasarkan SDL menunjukkan adanya tiga dimensi pada keunggulan pelayanan manusia dan dua dimensi pada keunggulan *Chatbot*. Dimensi pada pelayanan manusia mencakup *value co-creation*, *resource integration*, dan *value in-use*, sedangkan pada *Chatbot* terdapat dimensi *service exchange* dan *interaction quality*. Dimensi *value co-creation* memiliki skor tertinggi, yaitu 1754, yang menandakan bahwa interaksi langsung dengan staf manusia memberikan pengalaman yang lebih personal dan berharga bagi pelanggan. Di sisi lain, *Chatbot* menunjukkan efektivitas dalam dimensi *service exchange* dengan skor 865, mencerminkan kemampuannya dalam menyediakan informasi dengan cepat dan efisien. Temuan ini menyoroti keunggulan masing-masing pendekatan dalam menciptakan nilai layanan yang optimal. Kombinasi optimal antara interaksi manusia dan teknologi *Chatbot* berpotensi meningkatkan kepuasan serta loyalitas pelanggan secara keseluruhan, sehingga menjadi strategi yang tepat untuk mengatasi tantangan layanan di era digital.

Dimensi nilai layanan berbasis *Service-Dominant Logic* (SDL) yang paling dominan pada pelayanan manusia di Bandara Adi Soemarmo adalah *Value Co-Creation* dengan nilai sebesar 1754. Dimensi ini mencerminkan sejauh mana pelanggan terlibat dalam proses penciptaan nilai bersama melalui interaksi langsung dengan petugas. Keterlibatan aktif pelanggan dalam memberikan masukan, mengajukan pertanyaan, atau berpartisipasi dalam solusi yang ditawarkan menciptakan pengalaman layanan yang lebih personal dan bermakna. Melalui komunikasi dua arah ini, pelanggan merasa lebih dihargai dan memiliki peran penting dalam proses layanan, yang meningkatkan persepsi mereka terhadap kualitas dan nilai layanan secara keseluruhan.

Uji *Chi-square* mengindikasikan adanya hubungan signifikan antara kedua jenis pelayanan ( $p < 0,05$ ), yang menunjukkan bahwa interaksi antara pelanggan dengan layanan manusia dan *Chatbot* saling melengkapi dalam menciptakan pengalaman layanan yang optimal. Penelitian ini memberikan wawasan penting tentang bagaimana teknologi dan interaksi manusia dapat bersinergi untuk meningkatkan kepuasan pelanggan di sektor penerbangan. Dengan demikian, kombinasi antara layanan manusia yang personal dan *Chatbot* yang efisien dapat memberikan solusi layanan yang lebih holistik, memastikan pelanggan merasa

dihargai dan terlayani dengan baik. Implementasi strategi ini diharapkan dapat meningkatkan loyalitas pelanggan dan memberikan keunggulan kompetitif bagi penyedia layanan

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. D. Samala et al., "Top 10 most cited articles concerning blended learning for introductory algorithms and programming: A bibliometric analysis and overview," *International Journal of Interactive Mobile Technologies*, vol. 17, no. 5, 2023.
- [2] A. S. Pratama et al., "Pengaruh Artificial Intelligence, Big Data dan Otomatisasi Terhadap Kinerja SDM di Era Digital," *Jurnal Publikasi Ilmu Manajemen*, vol. 2, no. 4, 2023.
- [3] N. Yudistira, "Peran Big Data dan Deep Learning untuk Menyelesaikan Permasalahan Secara Komprehensif," *EXPERT: Jurnal Manajemen Sistem Informasi dan Teknologi*, vol. 11, no. 2, p. 78, 2021.
- [4] M. H. Kurniawan et al., "Artificial Intelligence (AI) in Nursing Services: A Literature Review," *Faletehan Health Journal*, vol. 10, no. 01, pp. 77–84, 2023.
- [5] F. D. Cahyarini, "Implementasi Digital Leadership dalam Pengembangan Kompetensi Digital pada Pelayanan Publik," *Jurnal Studi Komunikasi dan Media*, vol. 25, no. 1, p. 47, 2021.
- [6] I. Molenaar, *Personalisation Of Learning: Towards Hybrid Human-AI Learning Technologies*, OECD Publishing, Paris, 2021.
- [7] M. Ashfaq, J. Yun, S. Yu, dan S. M. C. Loureiro, "I, Chatbot: Modeling the determinants of users' satisfaction and continuance intention of AI-powered service agents," *Telematics and Informatics*, vol. 54, p. 101473, 2020. [Online]. Tersedia: <https://doi.org/10.1016/j.tele.2020.101473>
- [8] K. Kamal, *Chatbot: Panduan untuk pemula dan pemilik bisnis di Indonesia*. Botika, 2022.
- [9] M. N. R. Hadjam, "Efektivitas pelayanan prima di rumah sakit," *Jurnal Psikologi*, vol. 1, no. 2, pp. 105–115, 2016.
- [9] W. A. Saputro, K. Kusriani, dan E. T. Luthfi, "Tinjauan literatur sistematis *Chatbot* untuk pelayanan pelanggan," *Jurnal Informa*, vol. 7, no. 1, 2021.
- [10] J. Hill, W. R. Ford, dan I. G. Farreras, "Real conversations with artificial intelligence: A comparison between human–human online conversations and human–*Chatbot* conversations," *Computers in Human Behavior*, vol. 49, pp. 245–250, 2015.
- [11] W. A. Saputro, K. Kusriani, dan E. T. Luthfi, "Tinjauan literatur sistematis *Chatbot* untuk pelayanan pelanggan," *Jurnal Informa*, vol. 7, no. 1, 2021.
- [12] B. Srivastava et al., "Personalized *Chatbot* trustworthiness ratings," *IEEE Transactions on Technology and Society*, vol. 1, no. 4, pp. 184–192, 2020.
- [13] Lenna, *Chatbot: Semua tentang Chatbot*. Diakses pada 30 Januari 2023 dari: <https://lenna.ai/Chatbot-semua-tentang-Chatbot/>, 2022.
- [14] M. Li dan R. Wang, "*Chatbots* in e-commerce: The effect of *Chatbot* language style on customers' continuance usage intention and attitude toward brand," *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 71, p. 103209, 2023.
- [15] J. Jiménez-Barreto, N. Rubio, dan S. Molinillo, "How *Chatbot* language shapes consumer perceptions: The role of concreteness and shared competence," *Journal of Interactive Marketing*, vol. 58, no. 4, pp. 380–399, 2023.
- [16] H. Y. Shum, X. D. He, dan D. Li, "From Eliza to XiaoIce: Challenges and opportunities with social *Chatbots*," *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, vol. 19, no. 1, pp. 10–26, 2018.
- [17] K. Rukmayuninda dan D. Ririh, "Studi komparasi dan analisis SWOT pada implementasi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) di Indonesia," *Jurnal Teknik Industri*, vol. 15, no. 2, 2020.
- [18] R. Y. Kasenda et al., "AI *Chatbot* untuk meningkatkan business performance," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 4, 2023.
- [19] M.-H. Hsu, C.-H. Yen, C.-M. Chiu, dan C.-M. Chang, "Exploring the adoption of digital services: The role of technology affordances and meaningful interactions," *Journal of Business Research*, vol. 126, pp. 49–61, 2021.
- [20] S. Coghlan, K. Leins, S. Sheldrick, M. Cheong, P. Gooding, dan S. D'Alfonso, "To chat or bot to chat: Ethical issues with using chatbots in mental health," *DIGITAL HEALTH*, vol. 9, 2023. [Online]. Tersedia: <https://doi.org/10.1177/20552076231183542>
- [21] J. C. V. Misischia, F. Poetze, dan C. Strauss, "Chatbots in customer service: Their relevance and impact on service quality," *Procedia Computer Science*, vol. 201, pp. 421–428, 2022. [Online].

- Tersedia:  
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.03.055>
- [22] R. Roy dan V. Naidoo, "Enhancing chatbot effectiveness: The role of anthropomorphic conversational styles and time orientation," *Journal of Business Research*, vol. 126, pp. 23–34, 2021. [Online]. Tersedia: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.12.051>
- [23] L. Sanny, A. C. Susastra, C. Roberts, dan R. Yusramdaleni, "The analysis of customer satisfaction factors which influence chatbot acceptance in Indonesia," *Management Science Letters*, pp. 1225–1232, 2020. [Online]. Tersedia: <https://doi.org/10.5267/j.msl.2019.11.036>
- [24] Y. Xu, J. Zhang, dan G. Deng, "Enhancing customer satisfaction with chatbots: The influence of communication styles and consumer attachment anxiety," *Frontiers in Psychology*, vol. 13, 2022. [Online]. Tersedia: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.902782>
- [25] T. Hu, A. Xu, Z. Liu, Q. You, Y. Guo, V. Sinha, J. Luo, dan R. Akkiraju, "Touch Your Heart: A Tone-aware Chatbot for Customer Care on Social Media," *arXiv preprint arXiv:1803.02952*, 2018.
- [26] V. Setlur dan M. Tory, "How do you Converse with an Analytical Chatbot? Revisiting Gricean Maxims for Designing Analytical Conversational Behavior," *arXiv preprint arXiv:2203.08420*, 2022. [Online]. Tersedia: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.08420>
- [27] H. Jiang, Y. Cheng, J. Yang, dan S. Gao, "AI-powered Chatbot communication with customers: Dialogic interactions, satisfaction, engagement, and customer behavior," *Computers in Human Behavior*, vol. 134, p. 107329, 2022.
- [28] R. Lv dan S. Chen, "The Impact of Chatbot Communication Style and Service Remedies on Consumer Adoption Intention," *Frontiers in Business, Economics and Management*, vol. 14, no. 1, pp. 161–166, 2024.
- [29] S. L. Vargo dan R. F. Lusch, "Institutions and axioms: An extension and update of service-dominant logic," *Journal of the Academy of Marketing Science*, vol. 44, no. 1, pp. 5–23, 2016.
- [30] S. Wang, Q. Yan, dan L. Wang, "Task-oriented vs. social-oriented: Chatbot communication styles in electronic commerce service recovery," *Electronic Commerce Research*, pp. 1–33, 2023.
- [31] W. Hardyman, K. L. Daunt, dan M. Kitchener, "Value co-creation in healthcare service delivery: Service dominant logic perspective," 2015.
- [32] K. Heinonen dan T. Strandvik, "Customer-dominant logic of service," 2015.
- [33] Y. Dong, J. Hou, N. Zhang, dan M. Zhang, "Research on How Human Intelligence, Consciousness, and Cognitive Computing Affect the Development of Artificial Intelligence," *Complexity*, vol. 2020, pp. 1–10, 2020. [Online]. Tersedia: <https://doi.org/10.1155/2020/1680845>
- [34] E. Starchl dan M. Sieberer, "Generalized Zeno effect and entanglement dynamics induced by fermion counting," *arXiv preprint arXiv:2406.07673*, 2024. [Online]. Tersedia: <https://arxiv.org/abs/2406.07673>
- [35] B. El Bakkouri, S. Raki, dan T. Belgnaoui, "The Role of Chatbots in Enhancing Customer Experience: Literature Review," *Procedia Computer Science*, vol. 203, pp. 432–437, 2022. [Online]. Tersedia: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.07.057>
- [36] E. Kagan, B. Hathaway, dan M. Dada, "Deploying Chatbots in Customer Service: Adoption Hurdles and Simple Remedies," *arXiv preprint arXiv:2504.06145*, 2025. [Online]. Tersedia: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.06145>
- [37] D. Kaczorowska-Spychalska, "How chatbots influence marketing," *Management*, vol. 23, no. 1, pp. 251–270, 2019. [Online]. Tersedia: <https://doi.org/10.2478/manment-2019-0015>
- [38] Badan Pusat Statistik Kota Surakarta, *Statistik transportasi udara di Bandara Adi Sumarmo 2023*. Diakses dari: <https://surakartakota.bps.go.id/id/publication/2024/04/26/c898a86fb260915ad5f19af4/statistik-transportasi-udara-di-bandara-adi-sumarmo-2023.html>, 2024.
- [39] S. L. Vargo dan R. F. Lusch, "Evolving to a new dominant logic for marketing," *Journal of Marketing*, vol. 68, no. 1, pp. 1–17, 2004.
- [40] C. Grönroos dan A. Ravald, "Service as Business Logic: Implications for Value Creation and Marketing," *Journal of Service Management*, vol. 22, no. 1, pp. 5–22, 2011.
- [41] E. Adamopoulou and L. Moussiades, "An Overview of Chatbot Technology," in \*2020 11th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA)\*, pp. 1-6, 2020. doi: 10.1109/IISA49643.2020.9277772.
- [42] A. Kumar, R. Singh, dan S. Gupta, "The Role of 24/7 Chatbots in Enhancing Customer Satisfaction in E-commerce," *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 64, p. 102758, 2022.

- [43] A. Akman, A. Mishra, dan A. Yilmaz, "The Impact of *Chatbots* on Customer Satisfaction: A Study in the Retail Sector," *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 50, pp. 1–10, 2019.
- [44] Y. W. Liao, Y. C. Chen, dan C. H. Chen, "The Impact of Teacher-Student Interaction on Student Satisfaction in Online Learning," *Education and Information Technologies*, vol. 26, no. 2, pp. 1733–1750, 2021.
- [45] C. M. K. Cheung, Z. W. Y. Lee, dan T. K. H. Chan, "The Role of Automated Systems in Customer Service: A Study of Customer Satisfaction," *Journal of Service Theory and Practice*, vol. 31, no. 4, pp. 789–805, 2021.



## ANALISIS SENTIMEN APLIKASI SEABANK DENGAN ALGORITMA NAIVE BAYES UNTUK OPTIMALISASI PELAYANAN

Niken Zeliana Putri<sup>1</sup>, Martanto<sup>2</sup>, Arif Rinaldi Dikananda<sup>3</sup>, Ahmad Rifa'i<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon  
Cirebon, Jawa Barat, Indonesia 45135

nikensamsung0609@gmail.com, martantomusijo@gmail.com, rinaldi21crb@gmail.com, a.rifaai1408@gmail.com

### Abstract

The rapid development of digital banking technology requires improvements in service quality to remain competitive in the financial industry. Seabank Indonesia is one of the widely used digital banking applications, making sentiment analysis of user reviews an essential aspect of understanding their perceptions of the provided services. This study evaluates user sentiment toward the Seabank application by implementing the Naïve Bayes algorithm to optimize service quality. The research data was obtained through a web scraping process from the Google Play Store, totalling 1,000 reviews. The Knowledge Discovery in Databases (KDD) approach was applied in the analysis, encompassing preprocessing stages such as cleaning, casefolding, tokenization, stopword removal, stemming, and Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) representation. The classification model was built by splitting the dataset into 70% training and 30% test data. The evaluation results indicate that the developed model achieved an accuracy of 88%, with a precision of 95%, recall of 87%, and F1-score of 91%. An analysis of all reviews revealed that 70.5% were positive, while 29.5% were negative. These findings demonstrate that the Naïve Bayes algorithm is effective in analyzing user sentiment and provides valuable insights for developers to enhance the quality of Seabank Indonesia's services.

**Keywords:** Naïve Bayes, Seabank Application, Sentiment Analysis, Service Optimization, User Reviews

### Abstrak

Pesatnya perkembangan teknologi perbankan digital memerlukan peningkatan kualitas layanan agar tetap kompetitif di industri keuangan. Seabank Indonesia merupakan salah satu aplikasi perbankan digital yang digunakan luas, sehingga analisis sentimen terhadap ulasan pengguna menjadi aspek penting memahami persepsi mereka terhadap layanan yang diberikan. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi sentimen pengguna aplikasi Seabank dengan menerapkan algoritma Naïve Bayes guna mengoptimalkan kualitas pelayanan. Data penelitian diperoleh melalui proses *web scraping* dari Google Play Store dengan total 1.000 ulasan. Pendekatan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) diterapkan dalam analisis, yang mencakup tahapan *preprocessing* seperti *cleaning*, *casefolding*, tokenisasi, *stopword*, *stemming*, serta representasi *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Model klasifikasi dibangun dengan membagi dataset menjadi 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mencapai tingkat *akurasi* sebesar 88%, dengan nilai *precision* 95%, *recall* 87%, dan F1-score 91%. Analisis terhadap keseluruhan ulasan menunjukkan bahwa 70,5% ulasan bersentimen positif, sementara 29,5% lainnya bersentimen negatif. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes efektif dalam menganalisis sentimen pengguna serta dapat memberikan wawasan berharga bagi pengembang dalam meningkatkan kualitas layanan aplikasi Seabank Indonesia.

**Kata kunci:** Aplikasi Seabank, Naive Bayes, Optimalisasi Pelayanan, Sentimen Analisis, Ulasan Pengguna

### 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi yang begitu pesat telah memberikan dampak signifikan di berbagai bidang, termasuk sektor keuangan. Digitalisasi layanan perbankan, khususnya melalui aplikasi *mobile banking*, telah menjadi pilihan utama masyarakat dalam melakukan berbagai aktivitas keuangan [1]. Aplikasi *digital banking*

menawarkan kemudahan, efisiensi waktu, dan aksesibilitas yang tinggi, sehingga mendorong banyak bank untuk berinovasi dalam meningkatkan layanan mereka [2].

Salah satu aplikasi perbankan digital yang sedang berkembang di Indonesia adalah Seabank Indonesia. Aplikasi ini menyediakan berbagai fitur layanan finansial berbasis digital yang mudah digunakan oleh masyarakat.

Meningkatnya jumlah pengguna Seabank menuntut pihak pengembang untuk terus melakukan evaluasi terhadap kualitas layanan yang diberikan. Pemahaman terhadap persepsi dan kepuasan pengguna menjadi aspek krusial dalam proses perbaikan dan pengembangan layanan. Salah satu cara untuk memperoleh pemahaman tersebut adalah dengan melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna yang tersedia di platform Google Play Store.

Analisis sentimen merupakan teknik dalam bidang *text mining* yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini pengguna terhadap suatu objek berdasarkan data teks tidak terstruktur. Metode ini mampu mengolah ulasan pengguna menjadi informasi yang berguna untuk pengambilan keputusan strategis. Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam analisis sentimen adalah Naïve Bayes, karena memiliki keunggulan dalam kecepatan pemrosesan dan efektivitas klasifikasi data teks [3] [4].

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes memiliki kinerja yang baik dalam menganalisis sentimen. Penelitian Aida yang membahas terhadap ulasan pengguna aplikasi Instagram di Google Play berhasil mencapai akurasi sebesar 78,85% dan F1-score sebesar 88,17% [5]. Selain itu penelitian dari Meliyawati pada analisis sentimen pengguna aplikasi CapCut memperoleh *accuracy* sebesar 84,09%, *precision* sebesar 91,91%, dan *recall* sebesar 73,53% [6]. Di sisi lain, Firmansyah dan Kurniawan juga menunjukkan efektivitas Naïve Bayes dalam membandingkan layanan transportasi digital InDriver dan Gojek, dengan akurasi sebesar 85% [7].

Dalam konteks perbankan digital, algoritma ini juga telah diterapkan pada aplikasi BSI Mobile, yang menghasilkan model klasifikasi dengan tingkat akurasi tinggi dan mampu mengungkap aspek layanan yang memengaruhi kepuasan pengguna [8]. Selain itu, studi dari Ranataru dan Trianasari menunjukkan bahwa ulasan negatif terhadap aplikasi Livin' by Mandiri dan BCA Mobile sering kali berkaitan dengan gangguan teknis atau kurangnya fitur yang diharapkan pengguna [9].

Meskipun demikian, hingga saat ini masih sangat terbatas penelitian yang secara spesifik menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi Seabank. Keterbatasan ini mengindikasikan adanya kesenjangan penelitian antara kebutuhan akan pemantauan kualitas layanan Seabank dengan minimnya kajian ilmiah yang tersedia. Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian yang fokus pada ulasan pengguna aplikasi Seabank guna mendapatkan gambaran terhadap persepsi dan kepuasan pengguna serta membantu pengembang dalam melakukan perbaikan layanan secara berkelanjutan.

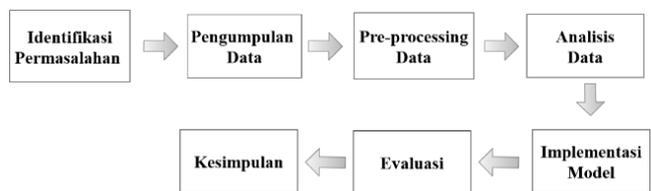
Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi Seabank Indonesia dengan menerapkan algoritma Naïve Bayes. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari 1.000 ulasan pengguna

di Google Play Store dan dianalisis menggunakan pendekatan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD). Dengan adanya penelitian ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi akademik dalam pengembangan analisis sentimen pada domain perbankan digital, sekaligus memberikan rekomendasi praktis bagi pengembang dalam merancang strategi perbaikan layanan berdasarkan analisis berbasis data.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1. Tahapan Penelitian

Proses penelitian yang diterapkan dalam studi ini yang berjudul "Analisis Sentimen Aplikasi Seabank Dengan Algoritma Naïve Bayes Untuk Optimalisasi Pelayanan", algoritma Naïve Bayes diterapkan untuk memproses data. Dataset yang diterapkan terdiri dari ulasan pengguna aplikasi Seabank yang diperoleh dari platform Google Play Store, yang kemudian diterapkan untuk mengategorikan sentimen pengguna menjadi 2 kategori, yaitu "positif" dan "negatif". Tahapan studi ini ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

### 2.2. Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder dari ulasan pengguna aplikasi Seabank Indonesia, yang dapat diakses melalui Google Play Store. Dataset yang di ambil berupa ulasan publik yang ditulis oleh pengguna aplikasi, yang tersedia secara terbuka dan dapat dimanfaatkan untuk tujuan akademik.

Setiap ulasan pengguna yang mencakup beberapa atribut terdirinya, yaitu: *Username*, *Ulasan*, *Rating*, tanggal. Namun, untuk kriteria analisis penelitian ini berfokus hanya menggunakan 2 atribut, yaitu *Ulasan* dan *Rating* dapat memberikan informasi yang sangat berpengaruh mengenai sentimen pengguna. Kriteria ini digunakan untuk memastikan data yang di analisis mewakili opini pengguna secara umum, mencakup jenis sentimen baik positif maupun negatif.

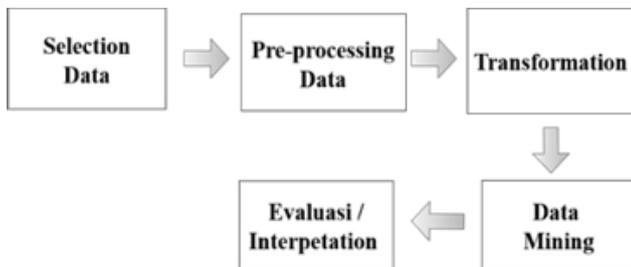
### 2.3. Teknik Pengumpulan Data

Dataset ini dikumpulkan melalui teknik *web scraping*. *Web scraping* adalah proses menggunakan perangkat lunak komputer untuk secara otomatis mengekstrak data semi-terstruktur dari halaman daring [10]. Dalam penelitian ini, Google Play Scraper dan bahasa pemrograman Python digunakan untuk mengumpulkan data ulasan pengguna terhadap aplikasi SeaBank yang tersedia di Google Play Store. Detail yang dikumpulkan meliputi "*username*",

"ulasan", "rating", dan "tanggal ulasan". Proses pengumpulan data diatur dengan parameter tertentu, seperti bahasa ulasan dalam Bahasa Indonesia, lokasi pengguna di Indonesia, jumlah ulasan sebanyak 1.000 Ulasan, serta pengurutan berdasarkan relevansi tertinggi tanpa membatasi skor penilaian dengan periode waktu 13 Juni 2024 hingga 18 Oktober 2024. Data yang telah diperoleh kemudian simpan menggunakan *library pandas* dalam format CSV.

## 2.4. Teknik Analisis Data

Pendekatan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang diterapkan dalam studi ini untuk mengoptimalkan analisis sentimen mengenai ulasan pengguna aplikasi SeaBank. Proses KDD terdiri atas lima tahapan utama yang saling berkesinambungan, yaitu: tahap *selection* (seleksi data), *pre-processing* (pra-pemrosesan), *transformation* (transformasi data), *data mining* (penambangan data), serta *interpretation/evaluation* (interpretasi dan evaluasi hasil). Kelima tahapan ini divisualisasikan secara sistematis pada Gambar 2.



Gambar 2. Tahapan Metode *Knowledge Discovery in Databases*

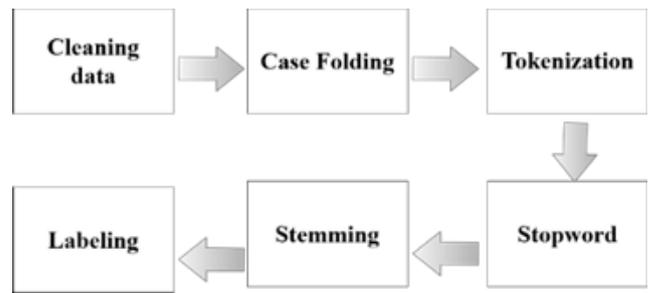
Langkah-langkah proses KDD dapat dijelaskan sebagai berikut berdasarkan Gambar 2:

### 2.4.1. Selection Data

Data yang diterapkan pada tahap ini diambil dari ulasan pengguna aplikasi SeaBank yang dapat diakses melalui Google Play Store. Proses perolehan data dilakukan dengan menerapkan teknik *web scraping* yang diimplementasikan melalui pemrograman menggunakan bahasa *Python*. Pada tahun 2024, sebanyak 1.000 ulasan berhasil dikumpulkan dan dipilih untuk dianalisis. Data dipilih dengan menggunakan kriteria tertentu, yaitu ulasan dalam bahasa Indonesia dan pengguna yang berada di wilayah Indonesia, dengan beberapa atribut yaitu "username", "ulasan" dan "rating".

### 2.4.2. Preprocessing Data

Langkah pertama dalam analisis sentimen sebelum proses klasifikasi dilakukan adalah tahap prapemrosesan data. Tujuan dari studi ini adalah menegaskan data memiliki kualitas yang cukup baik untuk meningkatkan akurasi algoritma Naive Bayes. Proses ini mencakup beberapa langkah persiapan, seperti dalam Gambar 3.



Gambar 3. Tahapan *Processing Data*

Langkah-langkah tahapan *processing* dapat dijelaskan sebagai berikut berdasarkan Gambar 3:

#### a. Cleaning Data

Tujuan dari *Cleaning* adalah untuk menghilangkan bagian-bagian yang tidak perlu dari teks, seperti simbol, angka, atau tanda baca yang tidak memiliki makna dalam analisis[11].

#### b. Case Folding

Untuk meningkatkan konsistensi dan struktur, seluruh teks ulasan diubah menjadi huruf kecil[12] pada tahap *case folding*.

#### c. Tokenization

Tahap *Tokenisasi* yang dilakukan dengan membagi teks dalam dokumen menjadi unit-unit kecil berupa kata-kata individual. Pemisahan ini dilakukan berdasarkan spasi[13].

#### d. StopWord

Kata-kata umum seperti "yang", "dan", "oh", "di", serta kata-kata lain yang dianggap kurang relevan atau efek dalam analisis[14] akan dihilangkan pada tahap penyaringan kata *Stopwords*. Langkah ini bertujuan untuk meningkatkan efisiensi dan relevansi data dalam proses analisis.

#### e. Stemming

Setiap kata dalam teks diubah menjadi bentuk dasarnya sebagai bagian dari proses *stemming*. Tahapan ini bertujuan untuk menghilangkan variasi kata yang berasal dari infleksi atau imbuhan, sehingga mempermudah proses analisis dan menghasilkan data yang lebih konsisten[15].

#### f. Labeling

Setiap data yang telah melewati pengolahan diberikan penanda sentimen, yaitu "*positif*" atau "*negatif*", sebagai bagian dari tahap Pelabelan. Langkah ini bertujuan untuk mempersiapkan data bagi analisis sentimen yang lebih mendalam.

### 2.4.3. Transformation

Teks ulasan dikonversi ke dalam bentuk representasi numerik pada tahap *transformation* data dengan menerapkan pendekatan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Representasi numerik ini

memungkinkan algoritma Naive Bayes menganalisis data teks dengan lebih efektif.

2.4.4. Data Mining

Pada langkah *data mining*, dataset yang sudah diproses dibagi dengan 2 bagian sebanyak 70% dioperasikan untuk data pelatihan, sementara 30% dialokasikan untuk data pengujian. Selain itu, pendekatan *Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)* diterapkan bersama dengan strategi pengambilan sampel acak untuk mengatasi distribusi yang tidak seimbang antara kelas-kelas dalam data pelatihan. Pendekatan ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi hasil analisis dengan merepresentasikan data di setiap kelas secara lebih baik.

2.4.5. Evaluasi/Interpretation

Tahap *evaluasi* dilakukan untuk menciptakan model analisis dengan menerapkan metode Naive Bayes. Performa model kemudian dihitung menggunakan sejumlah metrik evaluasi, termasuk akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score. Selain itu, kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen secara keseluruhan dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini membahas hasil dari analisis sentimen yang telah dijalankan menggunakan metode Naive Bayes:

3.1. Selection

Dataset tersebut diterapkan dalam studi ini dikumpulkan mengacu pada ulasan pengguna aplikasi SeaBank di Google Play Store memanfaatkan cara *web scraping*. Data hasil *scraping* mencakup 1.000 ulasan disimpan dalam format

CSV. Gambar 4 menampilkan hasil dari proses pengumpulan data.

	Username	Ulasan	Rating	Unnamed: 3
0	Isi kode N6TTAX agar dapat 50k	Lancar di oprasikan,,, ponsel dengan RAM 4/2 G...	5	NaN
1	Kode admin sea bank N6TTAX	Pertama rilis apps sea bank bagus sih,dan lama...	5	NaN
2	Pake Kode bonus N6TTAX dapat cuan	Untuk UI nya ini sangat bagus banget, sangat s...	5	NaN
3	Romy Kansas	Perbankan aplikasi snagat bagus untuk semua ke...	5	NaN
4	Irahiem Nekaue	Teman yang baik di saat saat di butuhkan, apli...	5	NaN

Gambar 4. Hasil Scraping Data

Hasil *scraping*, seperti yang ditunjukkan pada gambar 4, menunjukkan bahwa dataset mencakup beberapa fitur, termasuk "*Username*", "*Ulasan*", dan "*Rating*". Namun, dalam analisis sentimen, hanya dua atribut utama yang diterapkan, yaitu *Ulasan* dan *Rating*. Oleh karena itu, diperlukan proses pengolahan data (*data preprocessing*) agar data tersebut dapat diterapkan secara efektif dalam menganalisis sentimen pengguna aplikasi SeaBank Indonesia.

3.2. Preprocessing Data

Tahap pertama dalam proses *text mining* adalah *fase prapemrosesan*. Pada langkah ini, informasi yang relevan dari setiap dokumen dipilih untuk dianalisis. Tujuan utamanya mengacu pada pembersihan elemen yang tidak signifikan sehingga menghasilkan data berkualitas untuk mendukung proses analisis. Pada penelitian ini, *preprocessing* dilakukan melalui beberapa langkah utama, yaitu "*Pembersihan Data (Cleaning)*", "*Casefolding*", "*Tokenization*", "*StopWord Removal*", "*Stemming*", dan "*Penglabelan*" untuk itu menormalisasi data dari kata-kata yang kurang bermakna dari hasil *processing* data dapat diperlihatkan dalam Gambar 5.

cleaning	caseFolding	tokenization	stopword_removed	stemming	labeling ulasan
Lancar di oprasikan ponsel dengan RAM GB masi...	lancar di oprasikan ponsel dengan ram gb masi...	['lancar', 'di', 'oprasikan', 'ponsel', 'denga...	['lancar', 'oprasikan', 'ponsel', 'ram', 'gb',...	lancar oprasikan ponsel ram gb cepat pakai tra...	positif
Pertama rilis apps sea bank bagus sihdan lama ...	pertama rilis apps sea bank bagus sihdan lama ...	['pertama', 'rilis', 'apps', 'sea', 'bank', 'b'...	['rilis', 'apps', 'sea', 'bank', 'bagus', 'sih'...	rilis apps sea bank bagus sihdan cepat transak...	positif
Untuk UI nya ini sangat bagus banget sangat si...	untuk ui nya ini sangat bagus banget sangat si...	['untuk', 'ui', 'nya', 'ini', 'sangat', 'bagus'...	['ui', 'bagus', 'banget', 'simpler', 'mudah', 'f'...	ui bagus banget simpler mudah paham tambah fitu...	positif
erbankan aplikasi snagat bagus untuk semua ke...	perbankan aplikasi snagat bagus untuk semua ke...	['perbankan', 'aplikasi', 'snagat', 'bagus', 'f'...	['perbankan', 'aplikasi', 'snagat', 'bagus', 'f'...	perban aplikasi snagat bagus butuh bagus firur...	positif
Teman yang baik di saat saat di butuhkan aplik...	teman yang baik di saat saat di butuhkan aplik...	['teman', 'yang', 'baik', 'di', 'saat', 'saat'...	['teman', 'butuhkan', 'aplikasi', 'bagus', 'sa'...	teman butuh aplikasi bagus sayang beberap fitu...	positif

Gambar 5. Hasil Processing Data

Dari hasil *processing* data Gambar 5 di atas, data ulasan pengguna aplikasi Seabank menghasilkan klasifikasi sentimen positif dan negatif. Hasil *labeling* ini memungkinkan identifikasi jumlah total sentimen "positif" dan "negatif" yang terdapat dalam dataset. Informasi tersebut dirangkum secara rinci dalam Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Jumlah Sentimen

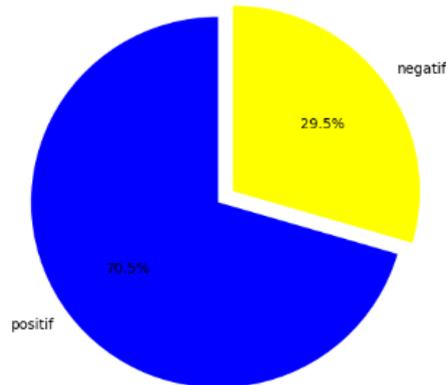
Labeling Ulasan	Jumlah Sentimen
Positif	705
Negatif	295

Seperti yang dilihat dalam tabel 1 di atas menunjukan 705 ulasan (70,5%) dari 1.000 ulasan yang dianalisis masuk ke dalam kelompok sentimen "positif", sedangkan 295 ulasan (29,5%) masuk ke dalam label sentimen "negatif". Hasil ini menerangkan bahwa, dibandingkan dengan ulasan yang memiliki sentimen negatif, ulasan dengan sentimen positif lebih dominan, sesuai pada Gambar 6 hasil visualisasi sentimen negatif dan positif.

### 3.3. Transformasi

Untuk mengubah teks ulasan menjadi format numerik, diterapkan strategi *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). *Representasi* ini didasarkan pada bobot TF-IDF, sehingga data dapat dianalisis menggunakan metode Naive Bayes. Gambar 7 menyajikan hasil dari tahap transformasi TF-IDF.

Diagram Hasil Sentimen Positif Negatif



Gambar 6. Visualisasi Sentimen Negatif dan Positif

	admin	aja	aju	akun	aman	apa	apk	aplikasi	bagus	baik	...	uang	udah	udh	untung	up	update	verifikasi	wajah	ya	yg
0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.000000	0.183267	0.0	...	0.207266	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.000000
1	0.351803	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.114657	0.142332	0.0	...	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.000000
2	0.177588	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.115756	0.143697	0.0	...	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.242726	0.0	0.0	0.0	0.000000
3	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.093252	0.347280	0.0	...	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.000000
4	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.297898	0.184901	0.0	...	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.000000
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
995	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.000000	0.000000	0.0	...	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.000000
996	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.000000	0.000000	0.0	...	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.000000
997	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.296879	0.359549	0.0	0.000000	0.000000	0.0	...	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.000000
998	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.000000	0.000000	0.0	...	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.315132
999	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.668852	0.000000	0.0	0.000000	0.000000	0.0	...	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.000000

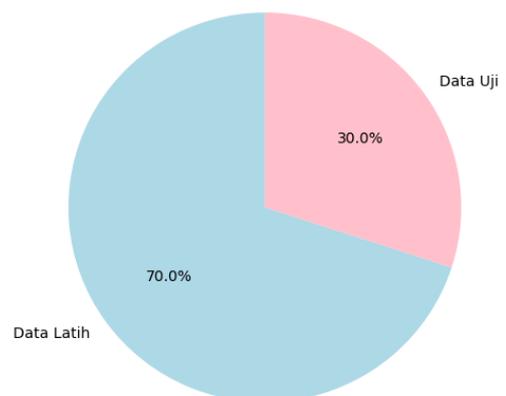
1000 rows x 151 columns

Gambar 7. Proses TF-IDF

### 3.4. Data Mining

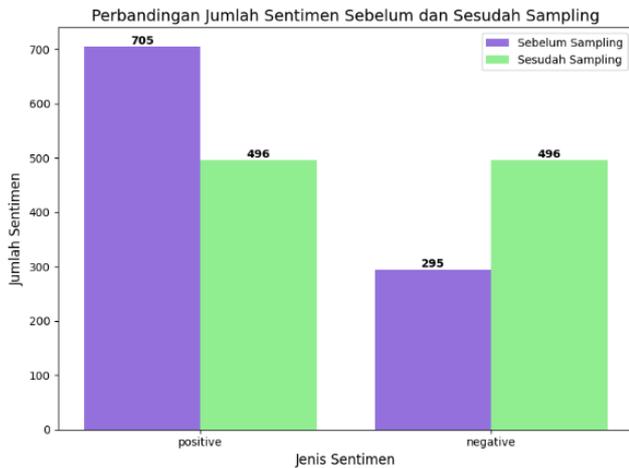
Setelah melalui proses TF-IDF, tahapan berikutnya adalah *data mining*, yang melibatkan pembagian dataset dan penerapan *random sampling*. Dalam tahap pembagian data, dataset dibagi menjadi 2 kelompok, yaitu data pelatihan dan data pengujian, dengan skema 70:30. Bagian ini bertujuan untuk mengurangi kemungkinan terjadinya *overfitting* atau *underfitting* sekaligus mendorong pelatihan dan evaluasi model sistematis. Visualisasi hasil pembagian data ini ditampilkan pada Gambar 8.

Pembagian Data



Gambar 8. Visualisasi Pembagian Data

Berdasarkan Gambar 8 visualisasi pembagian data, dataset dipisahkan menjadi data untuk pelatihan dan data untuk pengujian, pendekatan *random sampling* diterapkan. Pada tahap ini, jumlah data pada setiap kelas dalam dataset pelatihan disesuaikan menggunakan metode *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE). Pada Gambar 9 menunjukkan distribusi data sebelum dan setelah penerapan metode SMOTE.



Gambar 9. Visualisasi Perbandingan Sampling

### 3.5. Evaluasi/Interpretation

Pada tahap *evaluasi*, model dikembangkan menggunakan Naive Bayes dan dilatih dengan data latih yang telah diproses melalui teknik *random resampling*. Kinerja model diukur menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score. Model ini juga dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk menilai kemampuan dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna secara menyeluruh.

```

Akurasi: 0.88

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

   negatif    0.75    0.90    0.82     91
   positif    0.95    0.87    0.91    209

   accuracy    0.88
  macro avg    0.85    0.88    0.86    300
 weighted avg    0.89    0.88    0.88    300

Confusion Matrix:
[[ 82  9]
 [ 28 181]]

```

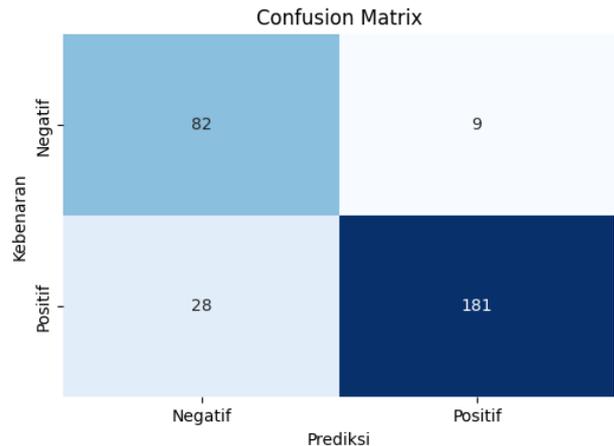
Gambar 10. Hasil Evaluasi Model

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 10, model menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan ulasan dengan sentimen positif, dengan *precision* mencapai 95%, *recall* 87%, dan F1-score sebesar 91%. Namun demikian, terdapat tantangan dalam mengklasifikasikan sentimen negatif, yang ditunjukkan oleh

nilai *recall* yang lebih rendah dan jumlah *false negative* yang cukup tinggi.

### 3.6. Confusion Matrix

Hasil prediksi model pada data pengujian, termasuk klasifikasi prediksi yang benar dan yang salah, disajikan dalam bentuk *confusion matrix*. *Confusion matrix* menyajikan ilustrasi mengenai kemampuan model dalam mengklasifikasi ulasan positif dan negatif dalam menganalisis sentimen dengan metode Naive Bayes. Gambar 11 di bawah ini memberikan penjelasan lebih lanjut mengenai komponen-komponen dalam *confusion matrix*.



Gambar 11. Visualisasi Confusion Matrix

Berdasarkan *confusion matrix* Gambar 11, model memprediksi secara dengan benar 181 ulasan positif (*True Positives*) dan 82 ulasan negatif (*True Negatives*). Akan tetapi, terdapat 28 ulasan positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif (*False Negatives*) dan 9 ulasan negatif yang diklasifikasikan sebagai positif (*False Positives*). Temuan ini menunjukkan bahwa model cenderung lebih berpihak pada prediksi sentimen positif. Salah satu kemungkinan penyebabnya adalah ketidakseimbangan data, di mana proporsi ulasan positif (70,5%) jauh lebih besar dibandingkan ulasan negatif (29,5%).

Dampak dari kesalahan klasifikasi ini cukup signifikan, khususnya pada sektor layanan seperti perbankan digital, di mana ulasan negatif umumnya berisi kritik atau keluhan yang memerlukan respons cepat. Jika model tidak mampu mengenali sentimen negatif secara akurat, maka potensi perbaikan layanan menjadi terhambat. Hal ini menurunkan efektivitas penggunaan analisis sentimen sebagai alat evaluasi bagi pengembang aplikasi. Untuk mengatasi kelemahan tersebut, penelitian ini merekomendasikan beberapa penelitian selanjutnya. Pertama, proses pelabelan dapat dilakukan secara manual dengan melibatkan ahli bahasa guna memastikan kualitas data latih yang lebih akurat. Kedua, penggunaan algoritma alternatif seperti *Support Vector Machine* (SVM) dan *Random Forest* juga dapat dipertimbangkan untuk dibandingkan performanya dengan Naive Bayes. Pendekatan-pendekatan ini

diharapkan mampu mengurangi kesalahan klasifikasi serta meningkatkan kemampuan model dalam memahami variasi bahasa dalam ulasan pengguna. Dengan evaluasi ini, kontribusi utama penelitian bukan hanya dalam membangun model klasifikasi berbasis Naïve Bayes, tetapi juga bagi pengembang untuk memperbaiki kualitas layanan dan fitur aplikasi Seabank di masa mendatang.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes dapat digunakan secara efektif untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi Seabank Indonesia yang diperoleh dari Google Play Store. Berdasarkan hasil analisis terhadap 1.000 ulasan, sebagian besar ulasan memiliki sentimen positif, dengan akurasi model mencapai 88%, *precision* 95%, *recall* 87%, dan F1-score 90,84%, yang mengindikasikan bahwa algoritma ini cukup efektif dalam mengklasifikasikan data berbasis teks. Meskipun demikian, model masih mengalami kendala dalam mengklasifikasikan sentimen negatif secara akurat, yang disebabkan oleh ketidakseimbangan data serta kompleksitas struktur bahasa dalam ulasan. Oleh karena itu, pada penelitian selanjutnya disarankan agar pelabelan data dilakukan secara manual oleh ahli bahasa, serta dilakukan pengujian menggunakan algoritma lain seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest*, atau metode berbasis *deep learning* guna menghasilkan model yang lebih akurat dan adaptif terhadap variasi bahasa pengguna. Kontribusi dari penelitian ini adalah memberikan masukan yang berharga bagi pengembang untuk memperbaiki kualitas layanan dan fitur aplikasi Seabank, sehingga dapat menciptakan pengalaman penggunaan yang lebih nyaman dan memuaskan bagi pengguna.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Kufa and S. Marwah, "Analisis Sentimen Aplikasi Octo Mobile Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 6, pp. 12460–12464, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i6.11967.
- [2] I. Latifah and Y. M. Dora, "Pengaruh Kualitas Pelayanan Elektronik dan Promosi Terhadap Loyalitas Pengguna Bank Digital," *JIIP - J. Ilm. Ilmu Pendidik.*, vol. 6, no. 3, pp. 2025–2030, 2023, doi: 10.54371/jiip.v6i3.1751.
- [3] Y. E. Fadrial, "Algoritma Naïve Bayes Untuk Mencari Perkiraan Waktu Studi Mahasiswa," *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 20–29, 2021, doi: 10.31539/intecom.v4i1.2219.
- [4] S. A. H. Bahtiar, C. K. Dewa, and A. Luthfi, "Comparison of Naïve Bayes and Logistic Regression in Sentiment Analysis on Marketplace Reviews Using Rating-Based Labeling," *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 5, no. 3, pp. 915–927, 2023, doi: 10.51519/journalisi.v5i3.539.
- [5] A. N. Aida, P. Arsi, R. P. Aji, and Tarwoto, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Instagram Pada Situs Google Play Menggunakan Metode Naïve Bayes," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 2, pp. 704–713, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7388.
- [6] Meliyawati and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi CapCut Pada Ulasan Di Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes," *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 4, pp. 2272–2280, 2024, doi: 10.30865/klik.v4i4.1555.
- [7] A. Firmansyah and R. Kurniawan, "Analisis Sentimen Dalam Penentuan Kinerja Layanan Antara In-Driver Dan Gojek Berdasarkan Opini Masyarakat Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. 13, no. 3, pp. 1281–1294, 2024, doi: 10.32520/stmsi.v13i3.4156.
- [8] A. A. Arifiyanti, N. R. Shantika, and A. O. Syafira, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Bsi Mobile Pada Google Play Dengan Pendekatan Supervised Learning," *JIP (Jurnal Inform. Polinema)*, vol. 9, no. 3, pp. 283–288, 2023, doi: 10.33795/jip.v9i3.1003.
- [9] S. L. Ranataru and N. Trianasari, "Analisis Sentimen Media Sosial Terhadap Aplikasi Perbankan Untuk Mengetahui Kepuasan Pengguna Aplikasi: Studi Kasus Pada Livin By Mandiri Dan BCA Mobile," *Al-Kharaj J. Ekon. Keuang. Bisnis Syariah*, vol. 6, no. 9, pp. 6818–6838, 2024, doi: 10.47467/alkharaj.v6i9.3805.
- [10] D. S. Utami and A. Erfina, "Analisis Sentimen Objek Wisata Bali Di Google Maps Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *J. Sains Komput. Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 418–427, 2022, doi: 10.30645/j-sakti.v6i1.456.
- [11] D. Sumartini and L. M. Wisudawati, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Tokocrypto Dengan Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm) Pada Google Play," *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 29, no. 3, pp. 283–297, 2024, doi: 10.35760/ik.2024.v29i3.12915.
- [12] M. Apriliyani, M. I. Musyaffaq, S. Nur'Aini, M. R. Handayani, and K. Umam, "Implementasi analisis sentimen pada ulasan aplikasi Duolingo di Google Playstore menggunakan algoritma Naïve Bayes," *AITI J. Teknol. Inf.*, vol. 21, no. 2, pp. 298–311, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8708.
- [13] D. Wijaya, R. A. Saputra, and F. Irwiensyah, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Samsat Digital Nasional Pada Google Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 4, pp. 2369–2380, 2024, doi: 10.30865/klik.v4i4.1738.
- [14] F. Taufiqurrahman, S. Al Faraby, and M. D. Purbolaksono, "Klasifikasi Teks Multi Label pada Hadis Terjemahan Bahasa Indonesia Menggunakan

- Chi Square dan SVM,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 5, pp. 10650–10659, 2021.
- [15] H. Z. Muflih, A. R. Abdillah, and F. N. Hasan, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Ajaib Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 3, pp. 1613–1621, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i3.1303.



## RANCANG BANGUN APLIKASI SISTEM GUDANG BERBASIS WEB MENGUNAKAN *FRAMEWORK* LARAVEL DENGAN *AGILE DEVELOPMENT* STUDI KASUS PADA PT XYZ

Abdullah Azzam Robbani<sup>1</sup>, Bambang Harie Wiyono<sup>2</sup>, Imam Haromain<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Teknologi Terpadu Nurul Fikri

<sup>2,3</sup> Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Terpadu Nurul Fikri  
Jakarta Selatan, DKI Jakarta, Indonesia 12640

abdu21083ti@student.nurulfikri.ac.id, bambang.harie@nurulfikri.ac.id, haromain@nurulfikri.ac.id

### Abstract

The primary issue addressed in this research is the inability of the desktop-based warehouse management system used by PT XYZ to handle the complexity of modern logistics operations. This limitation leads to data inaccuracies, processing errors, lack of integration, limited accessibility, and inefficiencies that increase operational costs. Consequently, this study aims to develop a web-based warehouse management system using the Laravel framework and an Agile Development approach. The research adopts the Agile Development methodology, facilitating iterative development with continuous user feedback. The development process includes requirements analysis, system design, implementation, and testing. MariaDB is utilized as the database for inventory data storage, while Laravel handles backend logic. The interface is built with a combination of Blade Template and JavaScript, ensuring an intuitive user experience. As a result, developing a web-based warehouse system using Laravel and Agile Development was successfully carried out with features that support real-time warehouse operations, such as stock monitoring, recording incoming and outgoing goods, and automating invoicing. This system improves operational efficiency and reduces inventory recording errors by automating processes previously done manually.

**Keywords:** Agile Development, JavaScript, Laravel, MariaDB, Warehouse Management System

### Abstrak

Permasalahan utama pada penelitian ini adalah ketidakmampuan sistem manajemen gudang berbasis *desktop* yang digunakan PT XYZ untuk menangani kompleksitas operasional logistik modern, sehingga menyebabkan ketidakakuratan data, kesalahan pemrosesan, kurangnya integrasi, aksesibilitas terbatas, serta inefisiensi yang meningkatkan biaya operasional sehingga penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi sistem manajemen gudang berbasis web dengan menggunakan *framework* Laravel dan pendekatan *Agile Development*. Penelitian ini menggunakan metodologi *Agile Development* yang memungkinkan pengembangan dilakukan secara iteratif dengan umpan balik dari pengguna. Proses pengembangan meliputi analisis kebutuhan, perancangan, implementasi, dan pengujian sistem. *Database* MariaDB digunakan untuk menyimpan data inventaris, sedangkan Laravel digunakan untuk mengelola logika *backend* dengan antarmuka yang intuitif menggunakan kombinasi *Blade Template* dan JavaScript. Hasilnya, Pengembangan sistem gudang berbasis web menggunakan Laravel dan *Agile Development* berhasil dilakukan dengan fitur yang mendukung operasional gudang secara *real-time*, seperti *monitoring* stok, pencatatan barang masuk dan keluar, serta otomatisasi pembuatan *invoice*. Sistem ini meningkatkan efisiensi operasional dan mengurangi kesalahan pencatatan inventaris melalui otomatisasi proses yang sebelumnya dilakukan secara manual.

**Kata kunci:** Agile Development, JavaScript, Laravel, MariaDB, Sistem Manajemen Gudang

### 1. PENDAHULUAN

Pengelolaan gudang merupakan aspek penting dalam mendukung operasional logistik yang semakin kompleks. Dalam konteks global, sekitar 67% perusahaan menghadapi kendala dalam pengelolaan stok dan inventaris akibat

keterbatasan integrasi sistem, yang menyebabkan ketidakefisienan operasional dan peningkatan biaya[16]. Transformasi digital berbasis *cloud* telah terbukti mampu meningkatkan efisiensi pengelolaan gudang hingga 30% dan menurunkan kesalahan pemesanan sebesar 35%[5].

Kondisi ini menegaskan pentingnya pengadopsian teknologi berbasis web untuk mendukung sistem manajemen gudang yang lebih efektif dan efisien.

PT XYZ, perusahaan pengembang perangkat lunak yang berfokus pada sektor kargo, telah beroperasi selama lebih dari 20 tahun. Selain menyediakan aplikasi logistik, perusahaan ini juga mengembangkan perangkat lunak khusus untuk mendukung operasional manajemen gudang. Saat ini, sistem manajemen gudang PT XYZ masih berbasis *desktop*, yang hanya dapat diakses melalui jaringan lokal. Meskipun aman, sistem ini memiliki keterbatasan aksesibilitas yang mengurangi fleksibilitas dalam pengelolaan stok dan barang. Selain itu, ketidakakuratan data, kesalahan pencatatan, dan kurangnya integrasi sistem telah menyebabkan inefisiensi yang signifikan, seperti peningkatan biaya lembur dan kebutuhan pelatihan tambahan[3]. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem manajemen gudang berbasis web menggunakan *framework* Laravel dan pendekatan *Agile Development*. Sistem ini dirancang untuk mengatasi keterbatasan sistem berbasis *desktop* dengan menyediakan akses *real-time*, antarmuka yang intuitif, dan integrasi data yang lebih baik. Berdasarkan penelitian terdahulu, penggunaan *framework* Laravel terbukti efisien dalam membangun aplikasi web yang skalabel dan fleksibel[8]. Pendekatan *Agile Development* juga memungkinkan pengembangan sistem yang adaptif terhadap kebutuhan pengguna, sehingga meningkatkan relevansi dan kinerja aplikasi[9].

Sistem manajemen pergudangan memiliki tujuan utama untuk mengontrol pergerakan barang masuk dan keluar, serta mengelola penyimpanan dan pengambilan barang secara efektif dan efisien. Selain itu, sistem ini harus mampu menyediakan informasi stok yang akurat dan mudah diakses guna mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik[7]. Dalam operasionalnya, manajemen pergudangan bertujuan untuk mengoordinasikan seluruh proses dan aktivitas di dalam gudang agar dapat berjalan dengan efisien[17]. Pengelolaan aktivitas pergudangan mencakup serangkaian proses mulai dari penerimaan barang dari pemasok, penanganan, hingga pengiriman barang ke tujuan akhir. Dalam konteks gudang logistik modern, tujuan utamanya bukan hanya sekadar menyimpan barang, tetapi juga mengoptimalkan arus material dan produk sehingga meningkatkan efisiensi rantai pasok[14].

Fungsi utama gudang dalam sistem logistik mencakup tiga aspek utama, yaitu fungsi pergerakan barang, fungsi penyimpanan barang, dan fungsi transfer informasi[13]. Untuk mencapai efisiensi dalam proses pergudangan, diperlukan sistem manajemen operasional yang baik. Manajemen operasional sendiri merujuk pada serangkaian aktivitas yang menghasilkan nilai melalui proses konversi *input* menjadi *output* dalam bentuk jasa atau produk[16]. Proses ini berperan sebagai sistem transformasi yang mengolah *input* menjadi *output* dengan nilai tambah yang lebih besar. Dengan demikian, manajemen operasional

mencakup perencanaan, koordinasi, penggerakan, dan pengendalian aktivitas dalam organisasi, bisnis, atau jasa yang terkait dengan proses konversi *input* menjadi *output* bernilai tambah[6].

Dalam era digitalisasi, *website* menjadi salah satu platform utama dalam pengembangan sistem berbasis teknologi, termasuk dalam manajemen pergudangan[11]. *Website* dapat menyediakan informasi, layanan, serta memungkinkan interaksi antara pengguna dan sistem secara lebih dinamis. Berdasarkan penelitian Sunardi[10], aplikasi berbasis web telah menjadi inovasi teknologi yang signifikan dalam dunia bisnis karena mampu menyajikan fitur yang interaktif dan fleksibel dalam waktu yang lebih singkat. Oleh karena itu, pengembangan sistem gudang berbasis web dapat memberikan solusi yang lebih adaptif terhadap kebutuhan industri modern[15].

Dalam proses pengembangan perangkat lunak, pengujian sistem menjadi langkah krusial untuk memastikan bahwa aplikasi yang dibuat dapat berfungsi sesuai dengan spesifikasi yang telah ditentukan. Salah satu metode pengujian yang digunakan adalah *User Acceptance Testing* (UAT), yang bertujuan untuk memastikan bahwa sistem yang dikembangkan tidak hanya sesuai dengan spesifikasi teknis, tetapi juga memenuhi kebutuhan dan ekspektasi pengguna akhir [1]. UAT melibatkan serangkaian pengujian berdasarkan berbagai kondisi *input* tertentu guna mengevaluasi apakah perangkat lunak dapat berjalan dengan optimal sesuai dengan tujuan pengembangannya[2].

*User Acceptance Testing* dilakukan dengan menggunakan skala likert. Skala likert merupakan salah satu metode perhitungan terhadap penilaian, sikap, pendapat, dan persepsi seseorang dalam sebuah variabel penelitian[18]. Pengujian dilakukan dengan menyediakan jawaban yang memiliki skala, dari yang terendah sampai yang tertinggi, seperti jawaban tidak jawab sampai sangat sesuai, di mana memiliki nilai dari 1 sampai 5.

*Unified Modeling Language* (UML) adalah sebuah bahasa pemodelan visual yang dirancang khusus untuk pengembangan dan analisis sistem berorientasi objek dan desain. UML pertama kali dikembangkan oleh Grady Booch, Jim Rumbaugh, dan Ivars Jacobson pada pertengahan tahun 1990[19]. UML menyediakan 4 macam diagram untuk memodelkan aplikasi perangkat lunak berorientasi objek, yang akan dijelaskan sebagai berikut.

#### *Use Case Diagram*

*Use case diagram* adalah sebuah diagram yang menunjukkan hubungan antara *actors* dan *use cases*. Digunakan untuk analisis dan desain sebuah sistem[20].

#### *Class Diagram*

*Class diagram* adalah sebuah diagram yang menunjukkan hubungan antar *class* yang di dalamnya terdapat atribut dan fungsi dari suatu objek[12].

### Activity Diagram

*Activity diagram* adalah suatu diagram yang menggambarkan konsep aliran data/kontrol, aksi terstruktur serta dirancang dengan baik dalam suatu sistem[4].

### Sequence Diagram

*Sequence diagram* adalah sebuah diagram yang menggambarkan kolaborasi dari objek-objek yang saling berinteraksi antar elemen dari suatu *class*[4].

Dengan mempertimbangkan aspek manajemen pergudangan, efisiensi operasional, serta pemanfaatan teknologi berbasis web, penelitian ini mengusulkan pengembangan aplikasi sistem gudang berbasis web menggunakan *framework* Laravel dengan pendekatan *Agile Development*. Studi kasus dilakukan pada PT XYZ guna memastikan bahwa sistem yang dikembangkan dapat memberikan manfaat nyata dalam mengoptimalkan manajemen pergudangan perusahaan.

Gap utama yang diidentifikasi adalah kebutuhan akan solusi berbasis teknologi yang tidak hanya meningkatkan efisiensi operasional tetapi juga mampu beradaptasi dengan dinamika rantai pasok modern. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang lebih fokus pada pengembangan aplikasi logistik umum, penelitian ini menawarkan solusi yang terintegrasi untuk manajemen gudang di PT XYZ dengan memanfaatkan teknologi berbasis web yang dapat diakses dari berbagai perangkat.

Penelitian ini difokuskan pada pengembangan aplikasi dengan fitur utama seperti pemantauan stok *real-time*, pencatatan barang masuk dan keluar, serta pengelolaan inventaris. Batasan penelitian meliputi pengembangan sistem berbasis Laravel yang berjalan pada lingkungan Windows tanpa perubahan besar pada infrastruktur yang ada. Hasil dari penelitian ini diharapkan mampu meningkatkan efisiensi operasional gudang, menurunkan kesalahan pengelolaan stok, serta memberikan fleksibilitas dan kemudahan akses bagi pengguna.

## 2. METODE PENELITIAN

Jenis penelitian yang dilakukan adalah penelitian pengembangan (*development research*) yang bertujuan menghasilkan sistem aplikasi yang efisien. Tahapan penelitian dijelaskan melalui diagram alir yang menggambarkan proses analisis kebutuhan, perancangan sistem, pengembangan, pengujian, hingga implementasi. Metode pengumpulan data dilakukan melalui observasi langsung, wawancara dengan pihak terkait, dan studi literatur. Serta dilakukan pengujian sistem untuk memastikan sistem berjalan sesuai harapan, termasuk metode analisis data secara kualitatif untuk mengevaluasi hasil pengembangan sistem

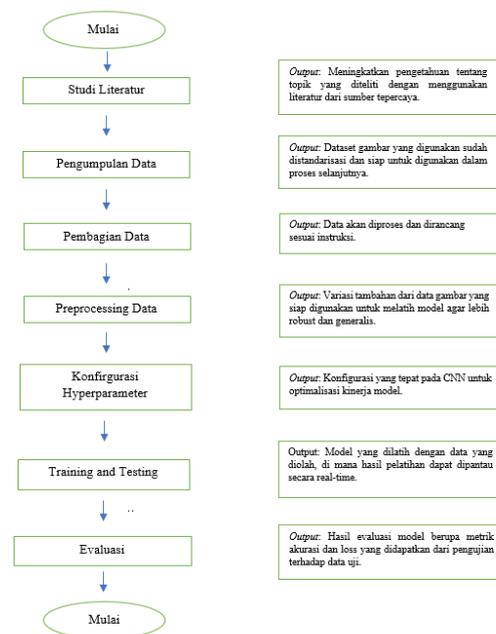
### 2.1. Metode Pengumpulan Data, Instrumen Penelitian, dan Metode Pengujian

Metode pengumpulan data dalam penelitian ini menggunakan wawancara, observasi langsung, dan analisis log aplikasi. Wawancara melibatkan tiga kelompok utama, yaitu supervisor, staf gudang, dan pengguna, untuk memahami kebutuhan serta kendala terkait sistem manajemen gudang. Selain itu, data tambahan diperoleh dari *database* sistem yang sudah berjalan sebelumnya, seperti transaksi barang masuk dan keluar. Instrumen penelitian meliputi daftar pertanyaan wawancara terstruktur dan alat pengelolaan data seperti MariaDB dan PHPMyAdmin.

Metode pengujian yang digunakan mencakup *black box testing* untuk memastikan fungsi sistem berjalan sesuai spesifikasi tanpa melihat kode internal, serta *User Acceptance Testing* (UAT) yang melibatkan enam subjek pengguna, termasuk staf Admin, *Purchasing*, dan PPIC. Pengujian ini mengevaluasi fitur seperti pencatatan barang, laporan inventaris, dan antarmuka pengguna.

### 2.2. Tahapan Penelitian

Berikut gambar 1 di bawah ini merupakan cara kerja pada penelitian ini, di antaranya sebagai berikut.



**Gambar 1.** Tahapan Penelitian

Penelitian ini diawali dengan studi literatur untuk memahami sistem manajemen gudang berbasis web menggunakan *framework* Laravel dan metode *Agile Development*. Literatur yang diambil dari jurnal ilmiah dan dokumentasi resmi ini menjadi dasar pengembangan sistem yang relevan dengan kebutuhan perusahaan. Selanjutnya, data dikumpulkan melalui wawancara kepada supervisor, staf gudang, dan pengguna aplikasi untuk memahami proses bisnis serta kebutuhan fitur aplikasi. Selain itu, dilakukan

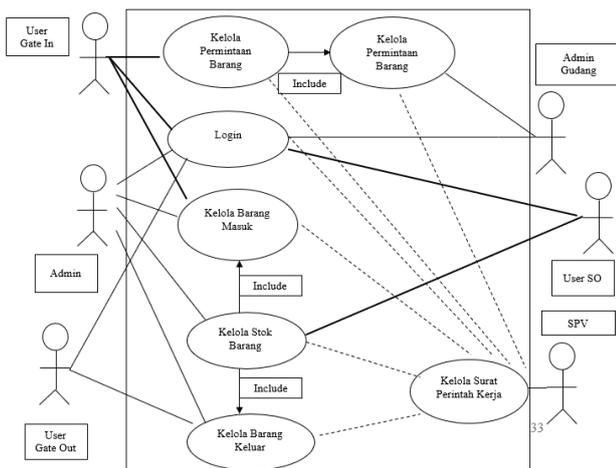
User Acceptance Testing (UAT) untuk menilai efektivitas dan kemudahan sistem dari sudut pandang pengguna.

Data yang terkumpul diorganisasi ke dalam beberapa bagian sesuai kebutuhan fitur, seperti *monitoring* stok barang, *gate in*, *gate out*, dan pembuatan laporan inventaris. Tahap *preprocessing* dilakukan untuk memastikan kelengkapan dan keakuratan data, seperti pembersihan data stok dan standarisasi laporan. Pengembangan sistem dilanjutkan dengan konfigurasi lingkungan pengembangan, termasuk pengaturan *database* dan *dependencies*. Pengujian aplikasi dilakukan melalui *black box testing* dan UAT untuk memastikan aplikasi berjalan stabil dan sesuai spesifikasi. Tahap evaluasi akhir memastikan akurasi data, respons sistem, serta efisiensi operasional, menghasilkan aplikasi siap pakai yang memenuhi kebutuhan perusahaan.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Use Case Diagram

Sistem yang dirancang merupakan usulan perancangan sistem untuk memudahkan *user*. Sehingga dapat memudahkan *user* untuk melakukan pembelajaran dengan fleksibel dan komputerisasi.



Gambar 2. Use Case Diagram

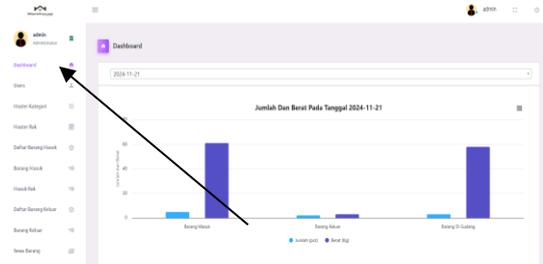
Gambar 2 di atas merupakan *Use case diagram* aktivitas utama dan *user* yang terlibat dalam sistem manajemen gudang. *User* yang terlibat meliputi Admin, yang memiliki kewenangan penuh untuk mengelola seluruh modul dalam sistem; Admin Gudang, yang bertugas menangani aktivitas operasional gudang seperti pengelolaan stok barang dan surat perintah kerja; *User Gate In*, yang bertanggung jawab dalam proses penerimaan barang yang masuk ke gudang; *User Gate Out*, yang bertugas mengelola alur barang keluar dari gudang; *User Sales Order (SO)*, yang berperan dalam mengelola permintaan barang berdasarkan pesanan pelanggan; serta *Supervisor (SPV)*, yang memiliki peran sebagai pengawas untuk memastikan seluruh proses berjalan sesuai dengan prosedur yang telah ditetapkan.

### 3.2. Hasil Implementasi

#### 3.2.1. Menu Aplikasi

##### a. Dashboard

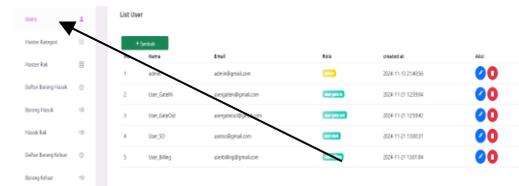
Gambar 3 merupakan menu *dashboard* yang menyajikan ringkasan data operasional gudang, seperti jumlah barang masuk, keluar, dan stok barang secara *real-time*. Terdapat juga grafik atau diagram yang membantu pengguna memahami data dengan cepat.



Gambar 3. Menu Dashboard

##### b. Users

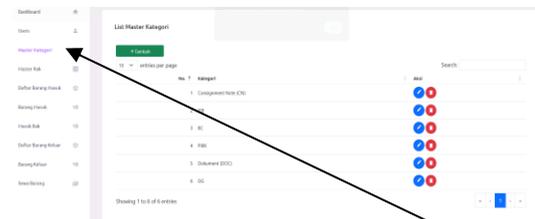
Gambar 4 merupakan menu *user* yang berfungsi untuk mengelola daftar pengguna yang memiliki akses ke sistem. Menu ini memungkinkan penambahan, penghapusan, atau pembaruan informasi pengguna, termasuk pengaturan peran (*role*).



Gambar 4. Menu Users

##### c. Master Kategori

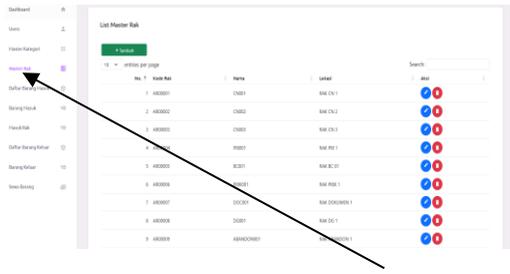
Gambar 5 merupakan menu master kategori yang digunakan untuk mengelompokkan barang berdasarkan kategori tertentu. Menu ini mempermudah pengelolaan dan pencarian barang dalam gudang.



Gambar 5. Menu Master Kategori

##### d. Master Rak

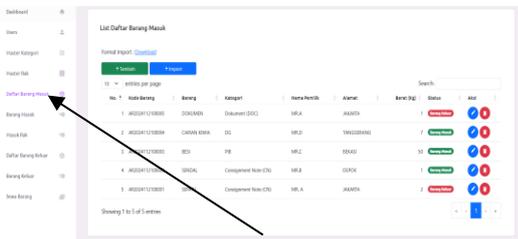
Gambar 6 merupakan menu master rak yang menyediakan informasi tentang lokasi penyimpanan barang berdasarkan kode rak. Menu ini memudahkan identifikasi dan pengelolaan barang di gudang.



Gambar 6. Menu Master Rak

e. Daftar Barang Masuk

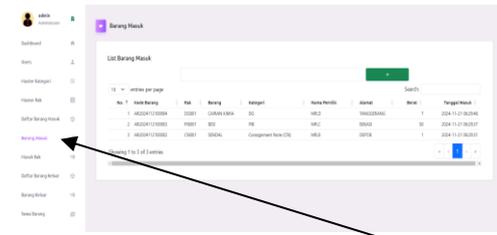
Gambar 7 merupakan menu daftar barang masuk yang menampilkan daftar barang yang akan masuk ke gudang. Pengguna dapat menambahkan data barang secara manual atau melalui *import file* menggunakan *template* yang telah disediakan.



Gambar 7. Menu Daftar Barang Masuk

f. Barang Masuk

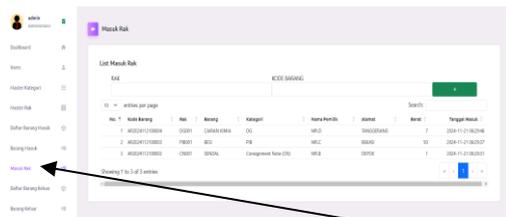
Gambar 8 merupakan menu barang masuk yang mencatat barang-barang yang telah masuk ke gudang. Setiap barang yang di-*input* akan diperiksa kesesuaian datanya dengan daftar barang masuk sebelumnya.



Gambar 8. Menu Barang Masuk

g. Masuk Rak

Gambar 9 merupakan menu masuk rak yang memungkinkan pengguna untuk memindahkan barang yang telah masuk ke gudang ke lokasi penyimpanan tertentu berdasarkan kode rak yang tersedia.



Gambar 9. Menu Masuk Rak

h. Daftar Barang Keluar

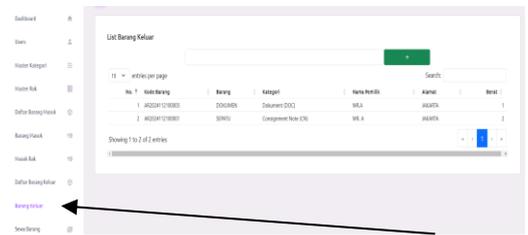
Gambar 10 merupakan menu daftar barang keluar yang digunakan untuk mencatat barang yang akan dikeluarkan dari gudang. Data yang di-*input* memuat informasi detail tentang barang yang akan keluar.



Gambar 10. Menu Daftar Barang Keluar

i. Barang Keluar

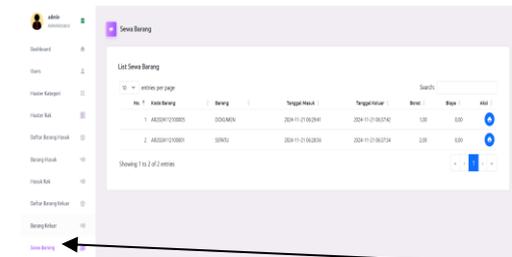
Gambar 11 menu barang keluar yang menampilkan daftar barang yang telah dikeluarkan dari gudang. Data ini berguna untuk pelacakan dan verifikasi transaksi.



Gambar 11. Menu Barang Keluar

j. Sewa Barang

Gambar 12 merupakan menu sewa barang yang mengelola informasi sewa barang, termasuk rincian tagihan berdasarkan durasi penyimpanan, berat barang, atau kriteria lainnya.

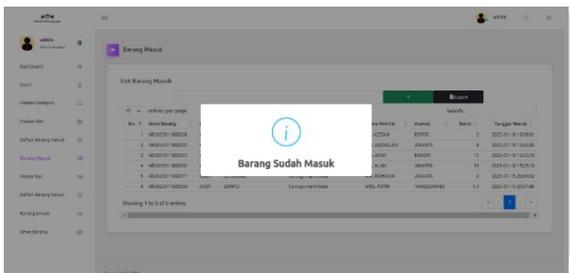


Gambar 12. Menu Sewa Barang

3.2.2. Validasi Aplikasi

a. Menu Barang Masuk

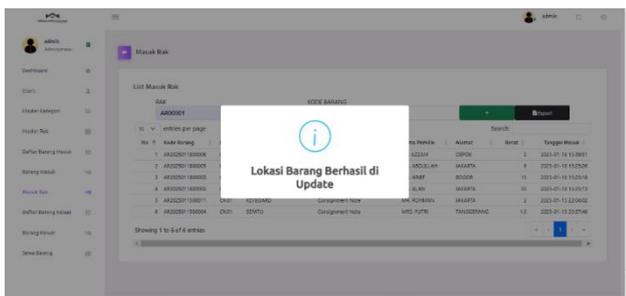
Pada gambar 13, barang dengan kode barang yang sudah pernah *gate in* tidak bisa di-*input* lagi sebagai barang masuk.



Gambar 13. Validasi Kode Barang

#### b. Menu Masuk Rak

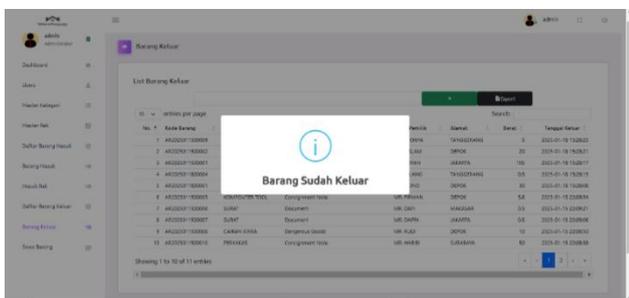
Pada gambar 14, barang yang sudah pernah masuk ke rak dan di-*scan* kembali akan ter-*update* lokasi terbaru.



Gambar 14. Validasi Update Lokasi

#### c. Menu Barang Keluar

Pada gambar 15, barang yang sudah pernah *gate out* tidak bisa di-*input* lagi sebagai barang keluar



Gambar 15. Validasi Barang Keluar

### 3.3. Hasil Uji Aplikasi

Pengujian pada sistem ini bertujuan untuk memastikan bahwa aplikasi yang telah dikembangkan berfungsi dengan baik. Metode pengujian yang digunakan adalah *Black Box Testing*. Berikut adalah tabel hasil pengujian aplikasi menggunakan pendekatan tersebut. Dalam metode ini, setiap *input* yang dimasukkan harus menghasilkan *output* tertentu. Jika aplikasi memenuhi kebutuhan fungsional yang telah ditentukan, maka program akan berjalan dengan normal. Namun, jika ditemukan ketidaksesuaian, program tidak akan berfungsi sebagaimana mestinya, sehingga langkah selanjutnya adalah mencari dan memperbaiki kesalahan yang terjadi.

Sementara itu, metode *User Acceptance Testing* (UAT) adalah proses yang melibatkan evaluasi langsung oleh

pengguna akhir untuk memastikan bahwa fitur-fitur dalam sistem beroperasi sesuai dengan kebutuhan dan persyaratan pengguna. UAT dilakukan pada tahap akhir pengujian sistem setelah seluruh proses pengembangan selesai.

#### 3.3.1. Pengujian *Black Box Testing* Pada Pengguna

Sistem telah dirancang dengan modul yang sesuai dengan kebutuhan setiap peran pengguna, seperti *Admin*, *User Gate In*, *User SO*, *User Gate Out*, *User Billing*, dan *User SVP*. Hak akses yang berbeda ini memastikan bahwa setiap pengguna hanya dapat mengakses dan memproses data yang relevan dengan tugas dan tanggung jawabnya, sehingga meningkatkan keamanan dan efisiensi pengelolaan gudang.

Sistem mencakup fungsi penting seperti *login*, manajemen pengguna, manajemen kategori, rak, barang masuk, barang keluar, serta fitur khusus seperti sewa barang dan pembuatan tagihan. Setiap modul dirancang untuk mendukung operasi gudang secara *end-to-end*, mulai dari penerimaan barang hingga pengeluaran barang dan penghitungan biaya sewa.

Setiap modul telah dirancang untuk memvalidasi data secara *real-time* sebelum menyimpan atau memperbarui informasi di *database*. Proses validasi ini mengurangi risiko kesalahan, seperti kesalahan pencatatan barang masuk, kesalahan alokasi barang ke rak, atau penghitungan tagihan yang tidak sesuai.

Sistem berbasis web memungkinkan akses dari berbagai perangkat, mempermudah pengguna dalam memantau dan mengelola operasi gudang dari mana saja. Hal ini meningkatkan fleksibilitas dan mendorong efisiensi operasional, khususnya dalam proses-proses yang memerlukan koordinasi antar departemen atau lokasi berbeda.

Dengan integrasi sistem berbasis *database*, semua data barang, pengguna, dan transaksi dapat dikelola secara terpusat. Hal ini tidak hanya meningkatkan visibilitas terhadap operasi gudang, tetapi juga memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih cepat berdasarkan data *real-time*.

Implementasi sistem ini diharapkan dapat mengurangi ketergantungan pada proses manual yang rentan terhadap kesalahan, seperti pencatatan barang atau pembuatan laporan. Dengan otomatisasi proses, perusahaan dapat mengurangi biaya operasional, meningkatkan akurasi data, dan mempercepat alur kerja.

#### 3.3.2. Pengujian UAT (*User Acceptance System*)

Berikut adalah rencana Uji Penerimaan Pengguna (*User Acceptance Testing* atau UAT) untuk sistem manajemen gudang Anda. Pengujian ini melibatkan 6 pengguna yang akan menguji akses untuk staf Admin, staf *Purchasing*, dan staf PPIC (*Production Planning and Inventory Control*).

Pengguna akan diberikan skenario uji spesifik dan diminta untuk menilai setiap fitur berdasarkan kriteria berikut:

- Tidak Jawab
- Tidak Sesuai
- Kurang Sesuai
- Sesuai
- Sangat Sesuai

Hasil Pengujian

**Tabel 1.** Pengujian Sistem Akses untuk Staf Gudang

Kriteria	Skor	Frekuensi	Persentase (%)
Tidak Jawab	1	0	0.0
Tidak Sesuai	2	1	5.6
Kurang Sesuai	3	2	11.1
Sesuai	4	8	44.4
Sangat Sesuai	5	7	38.9
Total	-	18	100

$$UAT_{\text{Staff Gudang}} = \frac{\sum(\text{Skor} + \text{Frekuensi})}{\text{Total Frekuensi}}$$

$$UAT_{\text{Staff Gudang}} = \frac{(1 \times 0) + (2 \times 1) + (3 \times 2) + (4 \times 8) + (5 \times 7)}{18}$$

$$UAT_{\text{Staff Gudang}} = \frac{75}{18}$$

$$UAT_{\text{Staff Gudang}} = 4.17$$

Pada tabel 1 yakni analisis UAT untuk staf gudang menunjukkan hasil yang cukup baik dengan nilai 4.17, menunjukkan bahwa fitur tersebut sesuai dengan kebutuhan operasional.

**Tabel 2.** Pengujian Sistem Akses untuk Supervisor

Kriteria	Skor	Frekuensi	Persentase (%)
Tidak Jawab	1	0	0.0
Tidak Sesuai	2	2	11.1
Kurang Sesuai	3	3	16.7
Sesuai	4	9	50.0
Sangat Sesuai	5	4	22.2
Total	-	18	100

$$UAT_{\text{Supervisor}} = \frac{\sum(\text{Skor} + \text{Frekuensi})}{\text{Total Frekuensi}}$$

$$UAT_{\text{Supervisor}} = \frac{(1 \times 0) + (2 \times 2) + (3 \times 3) + (4 \times 9) + (5 \times 4)}{18}$$

$$UAT_{\text{Supervisor}} = \frac{69}{18}$$

$$UAT_{\text{Supervisor}} = 3.83$$

Pada tabel 2 yakni analisis UAT untuk *supervisor* memperoleh nilai **3.83**, yang menunjukkan bahwa meskipun mayoritas responden merasa sistem akses sesuai, namun masih terdapat beberapa responden yang merasa sistem kurang sesuai atau tidak sesuai. Ini menunjukkan bahwa ada beberapa aspek yang perlu diperbaiki untuk meningkatkan kenyamanan dan efisiensi akses bagi *supervisor*.

**Tabel 3.** Pengujian Sistem Akses untuk Pengguna

Kriteria	Skor	Frekuensi	Persentase (%)
Tidak Jawab	1	1	5.6
Tidak Sesuai	2	1	5.6
Kurang Sesuai	3	4	22.2
Sesuai	4	7	38.9
Sangat Sesuai	5	5	27.7
Total	-	18	100

$$UAT_{\text{Pengguna}} = \frac{\sum(\text{Skor} + \text{Frekuensi})}{\text{Total Frekuensi}}$$

$$UAT_{\text{Pengguna}} = \frac{(1 \times 1) + (2 \times 1) + (3 \times 4) + (4 \times 7) + (5 \times 5)}{18}$$

$$UAT_{\text{Pengguna}} = \frac{68}{18}$$

$$UAT_{\text{Pengguna}} = 3.78$$

Pada tabel 3 yakni analisis UAT untuk pengguna menunjukkan nilai **3.78**, yang berarti sebagian besar pengguna merasa sistem akses cukup sesuai, meskipun ada sejumlah kecil yang merasa kurang sesuai atau tidak sesuai. Sebagian besar pengguna merasa aksesnya sesuai atau sangat sesuai, namun tetap ada ruang untuk peningkatan sistem agar lebih memadai bagi semua pengguna.

$$UAT_{\text{Keseluruhan}} = \frac{(\text{Skor} \times \text{Frekuensi}) \text{ dari semua tabel}}{\text{Total Frekuensi Keseluruhan}}$$

$$UAT_{\text{Keseluruhan}} = \frac{75 + 69 + 68}{18 + 18 + 18}$$

$$UAT_{\text{Keseluruhan}} = \frac{212}{54}$$

$$UAT_{\text{Keseluruhan}} = 3.93$$

Analisis UAT keseluruhan menunjukkan nilai **3.93**, yang mencerminkan bahwa secara umum, sistem akses yang diterapkan sudah cukup memenuhi ekspektasi pengguna dari berbagai level (staff, supervisor, dan pengguna). Sebagian besar responden merasa sistem ini sesuai atau sangat sesuai dengan kebutuhan mereka, namun masih ada beberapa aspek yang perlu ditingkatkan, terutama untuk *supervisor* dan pengguna, agar sistem akses lebih optimal dan nyaman digunakan oleh semua pihak.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan implementasi sistem manajemen gudang berbasis web menggunakan *framework*

Laravel dengan pendekatan *Agile Development* di PT XYZ, dapat disimpulkan sebagai berikut:

- a. Pengembangan aplikasi berhasil diselesaikan dengan pendekatan iteratif *Agile Development*. Sistem ini menggunakan *framework* Laravel dan *database* MariaDB, memberikan arsitektur yang modular dan mendukung pengembangan yang terstruktur. Proses pengembangan melibatkan analisis kebutuhan, desain arsitektur, implementasi, dan pengujian secara berkala dengan umpan balik pengguna. Hasilnya, aplikasi ini mampu memberikan fitur seperti monitoring stok barang secara *real-time*, pencatatan barang masuk dan keluar (*Gate In & Gate Out*), serta otomatisasi pembuatan faktur (*invoice*). Pengujian menunjukkan aplikasi berjalan sesuai dengan kebutuhan spesifikasi pengguna.
- b. Pengujian sistem menunjukkan hasil yang memuaskan, dengan *Black Box Testing* mencapai skor 100% dan *User Acceptance Test (UAT)* bernilai 3,93. Hasil ini menandakan sistem berfungsi sesuai spesifikasi dan diterima dengan baik oleh pengguna, meskipun masih memerlukan beberapa penyempurnaan. Sistem ini berhasil meningkatkan efisiensi operasional dan mengurangi kesalahan pencatatan inventaris melalui otomatisasi proses, sehingga mendukung pengelolaan gudang yang lebih akurat dan efektif.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Paz, F. A. Paz, D. Villanueva, N. Pedro, and R. Gallo, "Heuristic Evaluation as a Complement to Usability Testing: A Case Study in Web Domain," *Proc. Int. Conf. Inf. Technol. New Generations*, 2015.
- [2] F. Dias and A. C. R. Paiva, "Pattern-Based Usability Testing," in *Proc. 10th IEEE Int. Conf. Softw. Test., Verif. Valid. Workshops*, 2017.
- [3] G. Alpaslan and O. Kalipsız, "Model Driven Web Application Development With Agile Practices," *Int. J. Softw. Eng. Appl. (IJSEA)*, vol. 7, no. 5, pp. 1–11, 2016, doi: 10.48550/arXiv.1610.03335.
- [4] C. Bock, "UML 2 Activity and Action Models," *J. Object Technol.*, vol. 2, no. 4, pp. 43–53, 2003.
- [5] K. Çapari, D. Elmazi, and M. Prieditis, "Efficiency Performance Evaluation on Multi-user Web Application Platforms in Cloud Computing," *Int. J. Innov. Technol. Interdiscip. Sci.*, vol. 5, no. 3, pp. 1014–1032, 2022, doi: 10.15157/IJITIS.2022.5.3.1014-1032.
- [6] S. Ferreira and L. Reis, "Optimizing Material Flow in Modern Warehouses: A Logistic Perspective," *Logistics J.*, vol. 12, no. 1, pp. 58–74, 2023.
- [7] M. Khan, S. Brown, and T. Wilson, "Warehouse Management Systems: A Comparative Study of Web-Based and Desktop Solutions," *J. Inf. Syst.*, vol. 29, no. 4, pp. 455–472, 2022.
- [8] M. Laaziri, H. Benlahmar, H. Hafiddi, and A. Nasser, "A Comparative Study of Laravel and Symfony PHP Frameworks," *J. Web Eng.*, vol. 18, no. 1, pp. 123–138, 2019.
- [9] C. Molina Ríos and N. Pedreira-Souto, "Approach of Agile Methodologies in the Development of Web-Based Software," *Int. J. Softw. Eng.*, vol. 22, no. 4, pp. 89–102, 2019.
- [10] S. Nurdin, "Hubungan Kecerdasan Emosional dan Interaksi Teman Sebaya dengan Penyesuaian Sosial pada Mahasiswa," *J. Al-Qalb*, vol. 10, no. 1, pp. 59–71, 2018.
- [11] A. Prasad, M. Rao, and P. Gupta, "Leveraging Cloud-Based Solutions for Real-Time Inventory Management," *Int. J. Cloud Comput.*, vol. 30, no. 6, pp. 65–80, 2023.
- [12] K. Siau and Q. Cao, "Unified Modeling Language: A Complexity Analysis," *J. Database Manag. (JDM)*, vol. 12, no. 1, pp. 26–34, 2001, doi: 10.4018/jdm.2001010103.
- [13] M. Tikwayo and T. Mathaba, "Addressing Overstocking and Understocking in Modern Supply Chains: The Role of Warehouse Management Systems," *J. Supply Chain Optim.*, vol. 29, no. 3, pp. 65–78, 2023.
- [14] R. Toorajipour, V. Sohrabpour, S. Nazarpour, A. Mosavi, and S. Shamsheirband, "Warehouse Management Systems in the Era of Industry 4.0," *Logistics Technol. Rev.*, vol. 40, no. 2, pp. 215–230, 2021.
- [15] A. M. R. Yuristya, "Rancang Bangun Aplikasi Pengelolaan Barang Gudang Berbasis Web dengan Framework Laravel," S.Thesis, Sekolah Tinggi Teknologi Terpadu Nurul Fikri, 2023.
- [16] S. Assauri, *Manajemen Operasional Produksi & Operasi*. Jakarta: Bumi Aksara, 2023.
- [17] J. A. Tompkins, *Warehouse Management Systems Handbook*, 2nd ed. New York, NY: McGraw-Hill, 1996.
- [18] W. E. Perry, *Effective Methods for Software Testing*, 3rd ed. Wiley Publishing, 2006.
- [19] S. W. Ambler, *The Elements of UML™ 2.0 Style*. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 2005.

- [20] B. P. Douglass, *Real-Time UML: Developing Efficient Objects for Embedded Systems*, 3rd ed. Boston, MA: Addison-Wesley Professional, 2003.



## PENERAPAN UI/UX DESIGN PADA WEBSITE PET CARE BERBASIS METODE DESIGN THINKING

Ahmad Hudzaifah<sup>1</sup>, Reza Maulana<sup>2</sup>

<sup>1,2,3</sup>Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Terpadu Nurul Fikri  
Jakarta Selatan, DKI Jakarta, Indonesia 12640  
[ahma20075ti@student.nurulfikri.ac.id](mailto:ahma20075ti@student.nurulfikri.ac.id), [rezamaulana@nurulfikri.ac.id](mailto:rezamaulana@nurulfikri.ac.id)

### Abstract

The Pet Care website prototype was developed using the Design Thinking method, selected for its user-centered approach in creating innovative and effective solutions. The design process included stages of empathizing with users to understand their needs, defining problems, generating ideas, prototyping, and testing. The website is designed to facilitate easier access to pet care services while delivering a user-friendly and engaging experience. The results show an improvement in interaction quality and ease of access to both information and services. Usability testing indicated that 94.6% of UI/UX elements functioned effectively and met user expectations.

**Keywords:** Design Thinking, Pet Care Website, Prototype Development, UI/UX Design, Usability Testing

### Abstrak

Prototype website Pet Care dibuat menggunakan metode *Design Thinking*, yang dipilih karena pendekatannya yang berpusat pada pengguna untuk mengembangkan solusi inovatif dan efektif. Proses desain mencakup tahap empati untuk memahami kebutuhan pengguna, perumusan masalah, ideasi solusi, pembuatan prototipe, dan pengujian. Website ini dirancang untuk mempermudah akses ke layanan perawatan hewan sambil menyediakan pengalaman yang ramah pengguna dan menarik. Hasil desain menunjukkan peningkatan kualitas interaksi dan kemudahan akses informasi serta layanan. Pengujian Kegunaan (*Usability Testing*) mengungkapkan bahwa 94,6% elemen UI/UX berfungsi dengan baik dan sesuai dengan ekspektasi pengguna.

**Kata kunci:** Desain UI/UX, *Design Thinking*, Pengembangan Prototipe, Pengujian Kegunaan, Website Pet Care

### 1. PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, industri *pet care* mengalami pertumbuhan yang signifikan seiring dengan meningkatnya jumlah pemilik hewan peliharaan khususnya kucing dan anjing. Menurut data Euromonitor 2021, jumlah hewan peliharaan kucing dan anjing di Indonesia mengalami peningkatan signifikan dari tahun 2017 hingga 2021. Populasi kucing peliharaan bertambah dari 2.290.000 ekor pada tahun 2017 menjadi 2.959.000 ekor pada tahun 2021, menunjukkan kenaikan sebesar 129%. Sementara itu, populasi anjing peliharaan juga meningkat dari 477.500 ekor pada tahun 2017 menjadi 556.800 ekor pada tahun 2021, dengan kenaikan sebesar 117% (PT. Unicharm Indonesia Tbk, 2021)[1].

Pertumbuhan ini mendorong munculnya berbagai *platform online*, termasuk *website*, yang menawarkan produk dan

layanan terkait *pet care*. Namun, tidak semua *website pet care* mampu memberikan pengalaman pengguna yang optimal. Beberapa masalah umum yang sering ditemui seperti Banyak *website pet care* menghadapi tantangan dalam hal antarmuka yang kompleks dan membingungkan. Tampilan yang terlalu ramai, navigasi yang sulit, serta informasi yang tidak terstruktur dengan baik membuat pengguna kesulitan menemukan produk atau layanan yang mereka butuhkan. Sebanyak 42% aplikasi gagal karena tidak adanya pasar yang membutuhkan, dan 14% disebabkan karena tidak memperhatikan kebutuhan bisnis[2]. Penelitian ini bertujuan untuk merancang *prototype UI/UX design* pada *website pet care* yang sesuai dengan kebutuhan pengguna, menggunakan pendekatan yang berpusat pada pengguna untuk menciptakan solusi yang efektif dan inovatif. *Pet* adalah hewan yang sebagian atau seluruh kehidupannya bergantung pada manusia untuk

maksud tertentu[3]. *Care* artinya mencerminkan tindakan yang dilakukan dengan perhatian, kehati-hatian, dan empati. Seperti melakukan sesuatu dengan benar, menjaga kesehatan dan keselamatan, memelihara, dan menunjukkan kepedulian[4].

Penelitian ini berfokus pada industri *pet care* dengan mengkaji penerapan desain UI/UX pada *website pet care*, sebuah topik yang masih jarang dibahas secara mendalam. Penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan pemahaman tentang desain *website pet care* yang lebih *user-centric*. Penerapan *Design Thinking* memungkinkan kita untuk menghasilkan desain yang tidak hanya indah dipandang, namun juga fungsional dan mampu menjawab kebutuhan pengguna.

Tujuannya adalah untuk menghasilkan desain yang personal dan menarik, yang tidak hanya meningkatkan estetika tetapi juga mendukung *usability* dan efektivitas. Desain yang dibuat bertujuan memberikan pengalaman pengguna yang optimal dengan memperhatikan kebutuhan dan preferensi individu.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1. Metode Pengumpulan Data

Metode penelitian kuantitatif adalah sebuah metode penelitian yang memakai data yakni angka-angka yang ditambahkan penekanan terhadap pengukuran hasil yang objektif disertai analisis statistik. Angka-angka yang digunakan dalam analisis statistik berasal dari skala objektif pengukuran unit analisis yang disebut variabel[5]. Tujuannya untuk mendapatkan data yang dapat diukur dan dianalisis secara statistik. Data yang dikumpulkan melalui survei sebagai metode utama untuk mendapatkan informasi kuantitatif dari pengguna terkait desain UI/UX *website pet care*. Survei adalah kegiatan pengumpulan data yang digunakan sebagai bahan untuk analisis dan evaluasi oleh perusahaan, organisasi, atau institusi tertentu.[6] Survei ini dirancang untuk menilai pengalaman pengguna, efektivitas desain, serta tingkat kepuasan mereka terhadap fitur-fitur yang tersedia di *website*.

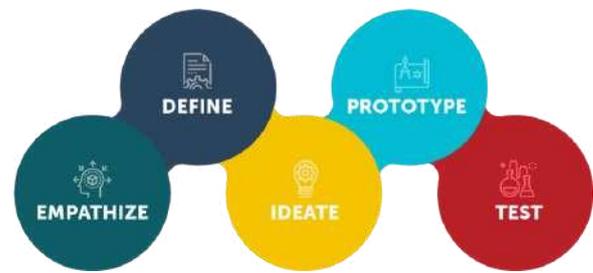
### 2.2. Tahapan Penelitian

#### 2.2.1. Studi Literatur

Studi literatur merupakan metode yang digunakan untuk mengumpulkan data atau referensi yang berkaitan dengan topik yang dibahas dalam sebuah penelitian.[7]

#### 2.2.2. Design Thinking

*Design thinking* adalah sebuah metode penyelesaian masalah yang berorientasi pada solusi dan berfokus pada pengalaman pengguna melalui proses iteratif. Metode ini melibatkan lima tahapan utama, yaitu *empathize*, *define*, *ideate*, *prototype*, dan *test*. Berikut gambar 1 yang merupakan langkah-langkah dalam metode *design thinking*[8].



Gambar 1. Tahapan *Design Thinking*

#### a. *Empathize*

Tahap *empathize* dalam *design thinking* adalah langkah awal di mana peneliti berupaya memahami sudut pandang dan kebutuhan pengguna terkait masalah atau tantangan yang dihadapi. Pada tahap ini, peneliti mengutamakan pengumpulan informasi yang relevan tentang pengguna. Peneliti dapat menerapkan berbagai metode dan teknik, seperti wawancara, observasi, pengamatan langsung, dan wawancara mendalam, untuk mengumpulkan informasi mengenai calon pengguna[9].

#### b. *Define*

Tahap *define* dalam *design thinking* merupakan tahap kedua dalam proses desain, di mana peneliti fokus untuk merumuskan masalah yang perlu diselesaikan atau tantangan yang harus dihadapi. Pada tahap ini, peneliti berusaha memahami masalah dengan lebih mendalam dan mempersempit fokus untuk merancang solusi yang tepat[10].

#### c. *Ideate*

Pada tahap *ideate* mulai dilakukan untuk menghasilkan berbagai ide yang akan digunakan sebagai solusi dari masalah dan kebutuhan pengguna, dengan tujuan menghasilkan solusi yang optimal[11].

#### d. *Prototype*

Tujuan pembuatan *prototype* adalah untuk menguji aspek-aspek tertentu dari solusi desain yang telah dikembangkan pada tahap ideasi. Proses pembuatan prototipe dimulai dengan pembuatan panduan gaya (*style guide*) untuk antarmuka pengguna (UI), yang berfungsi sebagai acuan bagi desainer dalam merancang antarmuka *website*. [12]

#### e. *Test*

Tujuan dari tahap pengujian adalah untuk mengevaluasi apakah solusi yang telah dirancang berhasil mengatasi masalah yang ada[13]. Proses pengujian dilakukan dengan menggunakan metode *usability testing*. *Usability testing* merupakan salah satu jenis metode evaluasi *usability* yang digunakan untuk menilai sebuah produk dengan cara mengujikannya secara langsung kepada pengguna[14]. tujuannya adalah untuk mengukur seberapa efektif dan efisien solusi tersebut dalam memberikan pengalaman pengguna yang optimal. Dengan metode ini, peneliti dapat

mengidentifikasi potensi perbaikan pada desain dan memastikan bahwa *website* atau produk yang dikembangkan memenuhi harapan dan kebutuhan pengguna.

#### f. Evaluasi

Evaluasi adalah kegiatan atau proses untuk menilai sesuatu[15]. Peneliti mengevaluasi kinerja desain berdasarkan kriteria tertentu, seperti navigasi yang mudah, tingkat kepuasan pengguna, dan efektivitas fitur. Hasil penilaian ini dimanfaatkan untuk mengidentifikasi aspek yang perlu diperbaiki atau ditingkatkan, sehingga prototipe dapat diiterasi hingga memenuhi kebutuhan dan ekspektasi pengguna secara optimal.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. *Emphasize*

Pada tahap ini, data dikumpulkan dengan menyebarkan kuesioner secara *online* melalui *platform* Google Form kepada pengguna media sosial. Kuesioner tersebut berisi 10 pertanyaan yang ditunjukkan pada tabel 1, dirancang untuk mengevaluasi kemudahan navigasi pada *website* Pet Care.

**Tabel 1.** Pertanyaan Kuesioner *Online*

No	Pertanyaan
1	Nama (jawaban singkat)
2	Jenis Kelamin: <ul style="list-style-type: none"> <li>- Laki - Laki</li> <li>- Perempuan</li> <li>- Lainnya</li> </ul>
3	Usia: <ul style="list-style-type: none"> <li>- &lt; 17 Tahun</li> <li>- 17 - 23 Tahun</li> <li>- 24 - 30 Tahun</li> <li>- 31 - 36 Tahun</li> <li>- &gt; 36 Tahun</li> </ul>
4	Pekerjaan: <ul style="list-style-type: none"> <li>- Pelajar</li> <li>- Mahasiswa</li> <li>- Pegawai Swasta</li> <li>- Buruh</li> <li>- Pengusaha</li> <li>- Ibu Rumah Tangga</li> </ul>
5	Domisili (jawaban singkat)
6	Apakah anda memiliki hewan peliharaan? <ul style="list-style-type: none"> <li>- Ya</li> <li>- Tidak</li> </ul>
7	Jenis hewan peliharaan apa yang anda miliki? <ul style="list-style-type: none"> <li>- Kucing</li> <li>- Anjing</li> </ul>

No	Pertanyaan
-	Lainnya <ul style="list-style-type: none"> <li>*bisa memilih lebih dari 1 jawaban</li> </ul>
8	Seberapa sering Anda menggunakan layanan <i>pet care</i> ( <i>grooming</i> , konsultasi dokter hewan, penitipan, dll.)? <ul style="list-style-type: none"> <li>- 1 (tidak pernah)</li> <li>- 2 (jarang)</li> <li>- 3 (netral)</li> <li>- 4 (sering)</li> <li>- 5 (sangat sering)</li> </ul>
9	<i>Website</i> yang menyediakan layanan <i>pet care</i> sering kali kurang menarik secara visual. <ul style="list-style-type: none"> <li>- 1 (tidak pernah)</li> <li>- 2 (jarang)</li> <li>- 3 (netral)</li> <li>- 4 (sering)</li> <li>- 5 (sangat sering)</li> </ul>
10	Saya membutuhkan <i>platform online</i> untuk memesan layanan <i>pet care</i> dengan mudah. <ul style="list-style-type: none"> <li>- 1 (tidak pernah)</li> <li>- 2 (jarang)</li> <li>- 3 (netral)</li> <li>- 4 (sering)</li> <li>- 5 (sangat sering)</li> </ul>
11	Saya lebih suka menggunakan layanan <i>pet care</i> dengan fitur konsultasi dokter hewan secara <i>online</i> . <ul style="list-style-type: none"> <li>- 1 (tidak pernah)</li> <li>- 2 (jarang)</li> <li>- 3 (netral)</li> <li>- 4 (sering)</li> <li>- 5 (sangat sering)</li> </ul>
12	Apa kesulitan utama yang Anda alami saat mencari informasi atau memesan layanan <i>pet care</i> secara <i>online</i> ? (esai)
13	Fitur apa yang menurut Anda paling penting untuk ditampilkan dalam sebuah <i>website pet care</i> ? (jawaban singkat)

#### 3.2. *Define*

Berdasarkan hasil kuesioner yang telah didapat pada tahap *emphatize*, dapat disimpulkan bahwa:

- a. Perancangan UI/UX *website* Pet Care dapat diwujudkan dengan menciptakan navigasi yang mudah digunakan oleh pengguna.
- b. Penambahan fitur *Marketplace* pada *website* Pet Care dapat meningkatkan kenyamanan dan aksesibilitas layanan bagi pengguna.

Permasalahan ini akan digambarkan lebih jelas melalui pembuatan *user persona* yang ditunjukkan pada gambar 2, akan memberikan gambaran mendalam tentang kebutuhan dan preferensi pengguna untuk memastikan solusi yang diusulkan sesuai dengan harapan mereka. Selain itu, *user journey map* yang ditunjukkan pada gambar 3, akan digunakan untuk memetakan langkah-langkah yang dilalui pengguna dalam berinteraksi dengan *website*, membantu tim desain memahami pengalaman pengguna secara

menyeluruh dan mengidentifikasi area yang perlu diperbaiki dalam perjalanan pengguna.



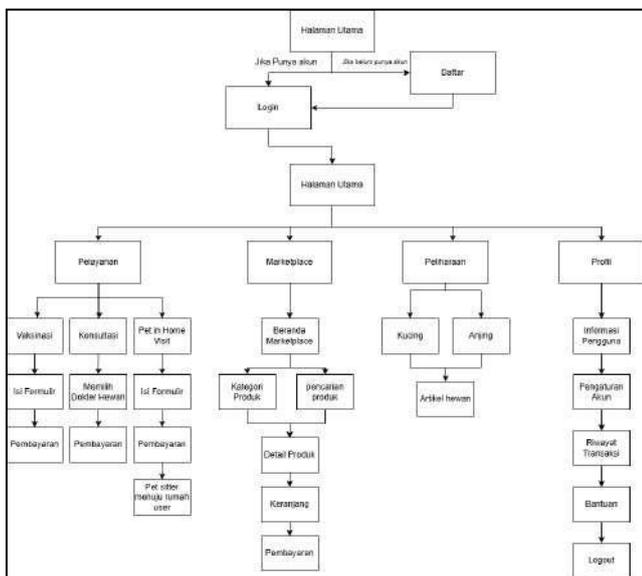
Gambar 2. User Persona



Gambar 3. User Journey Map

3.3. Ideate

Peneliti berfokus pada eksplorasi ide-ide inovatif untuk meningkatkan pengalaman pengguna dalam mengakses situs web Pet Care. Dengan menggunakan berbagai teknik kreatif, peneliti berupaya menemukan solusi yang efektif untuk mengatasi berbagai hambatan yang sering dialami pengguna saat ini. Ide-ide baru tersebut akan diwujudkan melalui pembuatan *sitemap*. *Sitemap* dapat dilihat pada gambar 4 di bawah ini.

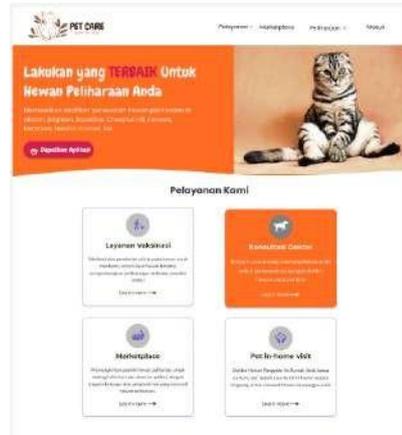


Gambar 4. Sitemap

3.4. Prototype



Gambar 5. Login



Gambar 6. Halaman Utama



Gambar 7. Fitur Vaksinasi

Gambar di atas merupakan 3 contoh dari *prototype website* Pet Care. Gambar 5 menunjukkan halaman *Login* yang digunakan untuk memasukkan akun, gambar 6 menunjukkan halaman utama dari *website* Pet Care, pada halaman ini terdapat penjelasan-penjelasan singkat terkait *website* Pet Care, gambar 7 merupakan salah satu fitur yang tersedia di *website* tersebut yaitu fitur vaksinasi, pada halaman ini terdapat pemesanan vaksin, artikel serta dosis tentang vaksin kucing maupun anjing.

### 3.5. Test

*Usability testing* akan dilakukan dengan melibatkan lima calon pengguna selama sekitar 20 menit. Pengujian ini menggunakan berbagai skenario yang dirancang untuk setiap fitur sebagai panduan penggunaan prototipe. Melalui pengujian ini, penulis dapat mengevaluasi sejauh mana responden mampu menyelesaikan tugas-tugas yang diberikan melalui interaksi dengan prototipe. Untuk mendukung komunikasi jarak jauh, *platform* Zoom akan digunakan, sementara Figma akan berfungsi sebagai media untuk menjalankan pengujian melalui prototipe interaktif yang telah disiapkan. adapun skenario yang telah dibuat oleh peneliti terdapat pada tabel 2 di bawah ini.

**Tabel 2.** Skenario *Usability Testing*

No	Skenario
1	Pendaftaran dan <i>Login</i> Pengguna Baru
2	Mencari Layanan Perawatan Hewan Vaksinasi
3	Melakukan pemesanan layanan vaksinasi
4	Membaca Artikel
5	Melakukan Konsultasi
6	Mencari Layanan <i>Pet in Home Visit</i>
7	Melakukan pemesanan layanan <i>Pet in Home Visit</i>
8	Membuka halaman <i>marketplace</i>
9	Membuka halaman keranjang
10	Melakukan pembelian produk
11	<i>Logout</i> dari akun <i>pet care</i>

Pada tabel 3 di bawah ini akan menjelaskan hasil dari *usability testing* yang sudah dikerjakan oleh 5 calon pengguna.

**Tabel 3.** Hasil Skenario *Usability Testing*

No	Respon den	Skenario										Skor Respond en	
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		11
1	Rifki	V	V	V	V	V	V	V	V	V	V	V	100
2	Putri	V	V	V	V	V	V	X	V	V	V	V	91
3	Sandi	V	V	V	V	V	V	V	V	V	V	V	100
4	Jannah	V	V	X	V	V	V	V	V	V	V	V	91
5	Dilla	V	V	V	V	V	V	X	V	V	V	V	91
Rata-rata per skenario		100	100	80	100	100	60	100	100	100	100	100	
Nilai Hasil Responden												94.6	

Indikator v : Berhasil

x : Gagal

Hasil *usability testing* menunjukkan bahwa mayoritas skenario berhasil dengan baik, dengan rata-rata keberhasilan 94,6%, yang mencerminkan *prototype* dirancang secara *user-friendly*.

### 3.6. Evaluasi

Hasil *usability testing* menunjukkan rata-rata keberhasilan skenario yang diuji mencapai 94,6%, menandakan *prototype* dirancang dengan baik dan sebagian besar fitur berfungsi tanpa hambatan. Namun, terdapat tantangan pada skenario Melakukan Konsultasi (skenario 5) dan Pemesanan Layanan *Pet in Home Visit* (skenario 7), di mana masing-masing satu dan dua responden mengalami kegagalan. Hal ini mengindikasikan perlunya perbaikan pada alur dan antarmuka kedua fitur tersebut. Secara keseluruhan, *prototype* sudah *user-friendly*, namun diperlukan penyempurnaan lebih lanjut dan pengujian ulang untuk memastikan pengalaman pengguna yang optimal.

## 4. KESIMPULAN

Hasil uji coba menunjukkan bahwa desain UI/UX situs web *Pet Care*, yang dikembangkan menggunakan metode *design thinking*, telah dievaluasi dengan baik melalui aspek antarmuka dan pengalaman pengguna. *Usability testing* mengungkapkan tingkat keberhasilan yang tinggi, dengan rata-rata 94,6%, yang mencerminkan desain yang ramah pengguna. Namun, beberapa kendala ditemukan pada fitur konsultasi dan pemesanan layanan *Pet in Home Visit*, sehingga diperlukan perbaikan untuk meningkatkan kejelasan dan efisiensi alur. Secara keseluruhan, prototipe sudah menunjukkan kualitas yang baik, tetapi diperlukan penyempurnaan untuk menghadirkan pengalaman pengguna yang optimal.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas analisis pengguna dengan melibatkan berbagai segmen, seperti variasi usia, tingkat pengalaman digital, dan jenis hewan peliharaan, untuk mendapatkan pemahaman yang lebih komprehensif tentang kebutuhan pengguna. Pengujian prototipe dapat ditingkatkan melalui pendekatan seperti *A/B Testing* atau *heuristic evaluation* untuk menghasilkan desain yang lebih optimal. Selain itu, pengembangan UI/UX juga dapat diperluas ke *platform* aplikasi *mobile*, mengingat tingginya penggunaan perangkat *mobile* dan peluangnya untuk menjangkau lebih banyak pengguna.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Rosyidi, R. Maryanto, and M. S. Romadhon, "Design of Blockchain Implementation for Cooperative: Indonesia Case," 2019, doi: 10.1109/ICIC47613.2019.8985942.
- [2] D. N. T. How, M. A. Hannan, M. S. H. Lipu, and P. J. Ker, "State of Charge Estimation for Lithium-Ion Batteries Using Model-Based and Data-Driven Methods: A Review," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 136116–136136, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2942213.

- [3] D. U. Rahmiati, E. S. Pribadi, P. Hewan, D. Kesehatan, and M. Veteriner, "Tingkat Pendidikan dan Status Ekonomi Pemilik Hewan Kesayangan dalam Hal Pengetahuan dan Penerapan Kesejahteraan Hewan," unpublished.
- [4] Liputan6.com, "Care artinya perhatian atau peduli, simak 20 contoh kalimatnya," May 4, 2023. [Online]. Available: <https://www.liputan6.com/hot/read/5289178/care-artinya-perhatian-atau-peduli-simak-20-contoh-kalimatnya>
- [5] M. Y. Balaka, *Metodologi Penelitian Kuantitatif*. Bandung: Widina Bhakti Persada, 2022.
- [6] D. L. Kaligis and R. R. Fatri, "Pengembangan Tampilan Antarmuka Aplikasi Survei Berbasis Web dengan Metode User Centered Design," *Jurnal JUST IT*, vol. 21, [Online]. Available: <https://jurnal.umj.ac.id/index.php/just-it>
- [7] B. A. Habsy, "Seni Memahami Penelitian Kualitatif dalam Bimbingan dan Konseling: Studi Literatur," unpublished.
- [8] D. H. Putra, M. Asfi, and R. Fahrudin, "Perancangan UI/UX Menggunakan Metode Design Thinking Berbasis Web pada Laportea Company," *J. Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, vol. 8, no. 1, 2021.
- [9] M. F. Ardiansyah and P. Rosyani, "Perancangan UI/UX Aplikasi Pengolahan Limbah Anorganik Menggunakan Metode Design Thinking," [Online]. Available: <https://journal.mediapublikasi.id/index.php/logic>
- [10] Y. Z. Z. Manik, "Perancangan desain UI/UX untuk website sistem administrasi keuangan organisasi kemahasiswaan di STT Terpadu Nurul Fikri menggunakan aplikasi Figma", Other thesis, Program Studi Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Teknologi Terpadu Nurul Fikri, Depok, Indonesia, 2024. [Online]. Available: <https://repository.nurulfikri.ac.id/id/eprint/472>
- [11] G. Dwi, P. Haryanto, A. A. Ridha, and T. Ridwan, "Perancangan UI/UX SIM dan Monitoring Tugas Akhir Menggunakan Metode Design Thinking (Studi Kasus: Program Studi Sistem Informasi Universitas Singaperbangsa Karawang)," *J. Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 7, no. 2, 2023.
- [12] S. Soedewi, A. Mustikawan, and W. Swasty, "Penerapan Metode Design Thinking pada Perancangan Website UMKM Kirihuci," unpublished.
- [13] B. Oktaviani, "Desain Sistem Pemasaran Produk UMKM dengan Konsep UI/UX Menggunakan Metode Design Thinking," *Tugas Akhir*, 2023.
- [14] N. L. Putri, A. Wedayanti, N. Kadek, A. Wirdiani, I. Ketut, and A. Purnawan, "Evaluasi Aspek Usability pada Aplikasi Simalu Menggunakan Metode Usability Testing," *J. Inform.*, vol. 7, no. 2, n.d.
- [15] A. N. Phafiandita, A. Permadani, A. S. Pradani, and M. I. Wahyudi, "Urgensi Evaluasi Pembelajaran di Kelas," *JIRA: Jurnal Inovasi dan Riset Akademik*, vol. 3, no. 2, pp. 111–121, 2022, doi: 10.47387/jira.v3i2.262.



## PENGARUH SALES *PROMOTION* DAN *LIVE STREAMING* TERHADAP *IMPULSE BUYING*: STUDI KASUS PRODUK FEBTATTO DI SHOPEE

Mega Agustin Azzahra<sup>1</sup>, Salman Fathy Shiroth<sup>2</sup>, Edi Wibowo<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Teknologi Terpadu Nurul Fikri  
Jakarta Selatan, DKI Jakarta, Indonesia 12640

mega20073si@student.nurulfikri.ac.id, salman.fathy@nurulfikri.ac.id, edi.wibowo@nurulfikri.ac.id

### Abstract

The development of technology has made online shopping increasingly popular in Indonesia. Shopee, as one of the largest online shopping platforms, continues to seek ways to attract buyers using sales promotion and live streaming. This study analyzes the effectiveness of these strategies through a case study of the Febtatto brand, using the Stimulus-Organism-Response (SOR) model to understand the psychological mechanisms behind impulse buying behavior. Using a quantitative approach, data was collected from 100 Febtatto customers on Shopee through an online survey and analyzed using PLS-SEM technique. Results show that sales promotion ( $\beta = 0.39$ ) and live streaming ( $\beta = 0.312$ ) significantly influence impulse buying ( $p < 0.05$ ). Live streaming proves to be a stronger stimulus in driving impulse buying responses compared to sales promotion. These findings provide valuable insights for businesses in optimizing digital marketing strategies, particularly in integrating interactive elements such as live streaming with sales promotion to increase sales effectiveness.

**Keywords:** E-commerce, Impulse Buying, Live Streaming, Sales Promotion, SOR

### Abstrak

Perkembangan teknologi membuat belanja *online* semakin populer di Indonesia. Shopee, sebagai salah satu *platform* belanja *online* terbesar, terus mencari cara untuk menarik pembeli dengan menggunakan *sales promotion* dan *live streaming*. Penelitian ini menganalisis efektivitas strategi tersebut melalui studi kasus pada merek Febtatto, menggunakan model *Stimulus-Organism-Response* (SOR) untuk memahami mekanisme psikologis di balik perilaku *impulse buying*. Dengan pendekatan kuantitatif, data dikumpulkan dari 100 pelanggan Febtatto di Shopee menggunakan survei daring dan dianalisis dengan teknik PLS-SEM. Hasil menunjukkan bahwa *sales promotion* ( $\beta = 0.39$ ) dan *live streaming* ( $\beta = 0.312$ ) secara signifikan memengaruhi *impulse buying* ( $p < 0.05$ ). *Live streaming* terbukti menjadi stimulus yang lebih kuat dalam mendorong respons *Impulse Buying* dibandingkan *sales promotion*. Temuan ini memberikan wawasan berharga bagi pelaku bisnis dalam mengoptimalkan strategi pemasaran digital, khususnya dalam mengintegrasikan elemen interaktif seperti *live streaming* dengan *sales promotion* untuk meningkatkan efektivitas penjualan.

**Kata kunci:** E-commerce, Impulse Buying, Live Streaming, Sales Promotion, SOR

### 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah membawa perubahan besar dalam sektor bisnis [1], termasuk *e-commerce*, yang terus berkembang pesat di Indonesia. *E-commerce* menjadi peluang strategis bagi pelaku usaha untuk menjangkau pasar yang lebih luas, dengan nilai transaksi yang diproyeksikan mencapai US\$137,5 miliar pada tahun 2025 [2]. Salah satu *platform e-commerce* terbesar di Indonesia, Shopee, diproyeksikan mencapai 2,3 miliar kunjungan pada tahun 2023 [3]. Namun, di tengah persaingan yang semakin ketat, perusahaan harus terus

mengembangkan strategi pemasaran mereka dengan memanfaatkan teknologi digital seperti *live streaming* dan promosi produk.

*Sales promotion* seperti diskon dan gratis ongkos kirim, menjadi daya tarik utama yang mendorong pelanggan untuk melakukan pembelian secara impulsif, yaitu perilaku membeli secara spontan tanpa perencanaan sebelumnya [4]. Di sisi lain, fitur *live streaming* pada *platform* seperti Shopee Live memberikan pengalaman interaktif yang memungkinkan pelanggan mendapatkan informasi produk secara rinci sekaligus mengurangi keraguan saat membeli.

Kombinasi strategi ini berpotensi meningkatkan keterlibatan pelanggan dan mendorong perilaku *impulse buying*.

Febtatto merupakan sebuah merek tato temporer yang memanfaatkan Shopee sebagai *platform* utama penjualannya, menghadapi tantangan dalam menarik perhatian pelanggan di tengah persaingan yang ketat. Oleh karena itu, memahami apakah terdapat hubungan antara *sales promotion* dan *live streaming* dalam memengaruhi perilaku *impulse buying* menjadi penting untuk mengembangkan strategi pemasaran yang efektif.

Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji hubungan antara *sales promotion* dan *live streaming* dalam memengaruhi perilaku *impulse buying* produk Febtatto di Shopee. Fokus penelitian ini terbatas pada produk Febtatto yang dijual di Shopee, dengan analisis *sales promotion* yang mencakup diskon dan gratis ongkir. Perilaku pembelian yang dianalisis hanya mencakup *impulse buying* tanpa perencanaan, serta melibatkan responden yang merupakan pengguna aktif Shopee dan pelanggan produk Febtatto. Penelitian ini dilakukan dalam periode waktu tertentu, sehingga hasilnya mungkin dipengaruhi oleh faktor musiman atau tren pasar.

Dengan menggunakan pendekatan *Stimulus-Organism-Response* (SOR), penelitian ini akan mengkaji bagaimana *sales promotion* dan *live streaming* (*stimulus*) memengaruhi emosi positif pelanggan (*organism*), yang pada akhirnya menghasilkan *respons* berupa *impulse buying* [5]. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan wawasan berharga bagi pelaku bisnis dalam mengoptimalkan strategi pemasaran di *platform e-commerce*.

### Teori SOR

Model SOR (*Stimulus-Organism-Response*) diperkenalkan oleh Mehrabian dan Russell menjelaskan bahwa stimulus eksternal, seperti promosi dan situasi pemasaran, serta faktor internal pelanggan memengaruhi organisme, yaitu reaksi emosional seperti kesenangan dan gairah, yang pada akhirnya menghasilkan respons perilaku, seperti pembelian atau loyalitas [6]. Model ini sering digunakan dalam penelitian perilaku konsumen, termasuk studi tentang efek stimulus pemasaran terhadap emosi psikologis dan keputusan pembelian. Dalam penelitian ini, *sales promotion* dan *live streaming* berperan sebagai *stimulus*, emosi positif sebagai *organism*, dan *impulse buying* sebagai *respons* yang dihasilkan.

### Sales Promotion

*Sales promotion* adalah kegiatan pemasaran jangka pendek yang dirancang untuk mendorong pembelian dengan memberikan insentif seperti diskon, gratis ongkos kirim, *flash sale*, *cashback*, kupon belanja, atau promosi melalui *live streaming*. Menurut Kotler yang dikutip oleh Sulistiyawati dan Widayani, promosi ini bertujuan untuk merangsang pembelian lebih cepat dan lebih besar [7],

sementara Hasan dikutip oleh Julitawaty *et al.* menambahkan bahwa promosi juga bertujuan meningkatkan kesadaran produk, preferensi merek, dan penjualan [8]. Dalam *e-commerce*, promosi ini semakin inovatif dan efektif dengan memanfaatkan *platform* digital. Dalam model SOR, *sales promotion* berfungsi sebagai *stimulus eksternal* yang memengaruhi penilaian pelanggan, mendorong perilaku *impulse buying*, dan mempercepat keputusan pembelian.

### Live Streaming

*Live streaming* adalah teknologi yang memungkinkan interaksi *real-time* antara pengguna dan penonton melalui *platform* daring. Dalam *e-commerce*, *live streaming* menjadi alat pemasaran interaktif yang memungkinkan penjual mendemonstrasikan produk, menjalankan promosi, dan berkomunikasi langsung dengan pelanggan melalui fitur seperti *live chat*, diskon eksklusif, *flash sale*, dan demo produk secara *real-time*. Fitur ini meningkatkan kepercayaan pelanggan dan mendorong *impulse buying* [9]. Dalam model SOR, *live streaming* bertindak sebagai *stimulus* yang memberikan rangsangan visual dan interaktif, memengaruhi penilaian dan perhatian pelanggan, serta mempercepat keputusan pembelian.

### Emosi Positif

Menurut Bagozzi *et al.* yang dikutip oleh Putranto dan Nirmala emosi adalah kondisi mental yang muncul dari penilaian kognitif terhadap suatu peristiwa dan dapat memicu tindakan tertentu bergantung pada situasi dan karakteristik individu [10]. Dalam pemasaran, emosi positif seperti kegembiraan, antusiasme, dan kepuasan berperan penting dalam mendorong perilaku *impulse buying* [11]. *Sales promotion*, seperti diskon, *flash sale*, *cashback*, dan kupon, efektif memicu emosi positif pelanggan karena memberikan nilai lebih [12], sementara *live streaming* dapat meningkatkan ketertarikan dengan menghadirkan demo produk, interaksi langsung, dan personalisasi. Penelitian menunjukkan bahwa emosi positif yang dipicu oleh strategi ini memperkuat impulsivitas, membuat pelanggan lebih cenderung mengambil keputusan pembelian secara cepat dan tidak terencana [13].

### Impulse Buying

Menurut Rook & Fisher yang dikutip oleh Lia dan Ahluwalia Perilaku *impulse buying* adalah kecenderungan pelanggan untuk melakukan pembelian secara spontan, tanpa rencana, dan tanpa pertimbangan matang, sering kali dipicu oleh penawaran menarik atau kondisi emosional tertentu [14][15]. Dalam konteks *e-commerce*, perilaku ini semakin umum terjadi karena kemudahan akses, pembayaran praktis, promosi dan diskon terbatas, serta pengalaman interaktif seperti *live streaming*. *Respons* ini merupakan hasil dari kombinasi stimulus eksternal, seperti promosi dan *live streaming*, dengan *organism* berupa emosi

positif yang mendorong pelanggan untuk membeli secara tiba-tiba dan tidak direncanakan.

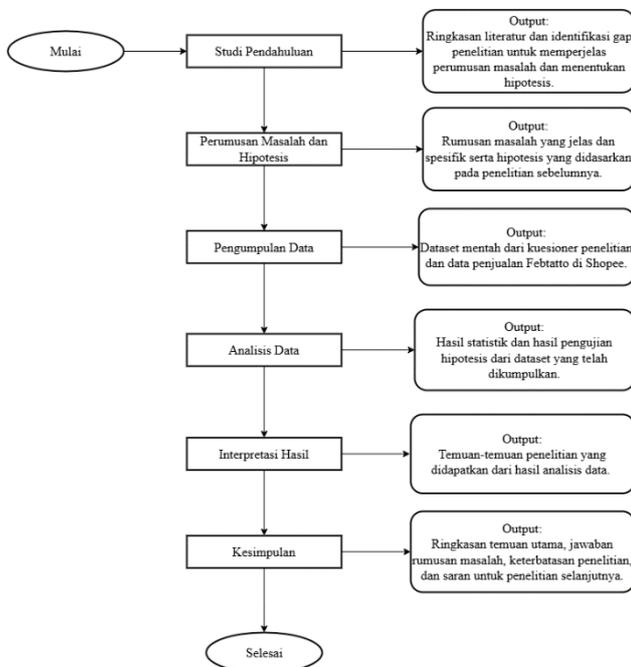
## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Metode pengumpulan data, instrumen penelitian, dan metode pengujian

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan eksplanatif. Populasi penelitian terdiri dari pengguna Shopee di Indonesia yang pernah membeli produk Febtatto dan memiliki pengalaman menonton *live streaming* produk tersebut. Sampel penelitian ditentukan menggunakan rumus Slovin, dengan jumlah responden sebanyak 100 orang yang diambil dari total populasi, yaitu 135,9 ribu pengikut akun Febtatto di Shopee. Penarikan sampel dilakukan menggunakan teknik *non-probability sampling* dengan metode *purposive sampling*, yang dipilih berdasarkan kriteria tertentu sesuai dengan tujuan penelitian.

Penelitian menggunakan Google Form sebagai instrumen pengumpulan data, yang disebarluaskan kepada responden dan diukur dengan menggunakan skala likert 1-4 poin, 1 berarti “sangat tidak setuju” dan 4 berarti “sangat setuju”. Data yang diperoleh dianalisis menggunakan teknik SEM-PLS (*Structural Equation Modeling-Partial Least Squares*) dengan dua metode pengujian utama, yaitu model pengukuran (*outer model*) dan model struktural (*inner model*) menggunakan *software* SmartPLS 4.

### 2.2 Tahapan penelitian



Gambar 1 Tahapan Penelitian.

Berikut adalah penjelasan mengenai tahapan-tahapan yang dilakukan dalam proses penelitian sesuai dengan gambar 1:

#### a. Studi Pendahuluan

Melakukan tinjauan literatur untuk mengidentifikasi dan memahami permasalahan yang relevan, khususnya pengaruh *sales promotion* dan *live streaming* terhadap perilaku *impulse buying* di platform Shopee berdasarkan pendekatan SOR (*Stimulus-Organism-Response*).

#### b. Perumusan Masalah dan Hipotesis

Masalah dirumuskan berdasarkan kebutuhan atau celah penelitian, dengan hipotesis utama bahwa *sales promotion* dan *live streaming* berpengaruh positif terhadap perilaku *impulse buying*.

#### c. Pengumpulan Data

Data dikumpulkan melalui survei menggunakan kuesioner yang ditargetkan pada pengguna aktif Shopee yang telah melihat *sales promotion* dan *live streaming* produk Febtatto.

#### d. Analisis Data

Data dianalisis menggunakan metode *Partial Least Squares Structural Equation Modeling* (PLS-SEM) untuk menguji hubungan antara variabel *stimulus*, *organism*, dan *respons*.

#### e. Interpretasi Hasil

Hasil analisis dijelaskan untuk melihat apakah hipotesis diterima atau ditolak, serta menghubungkannya dengan teori yang relevan. Temuan juga dibandingkan dengan penelitian sebelumnya.

#### f. Kesimpulan

Penelitian dirangkum dengan menjawab pertanyaan penelitian, menyajikan implikasi hasil bagi strategi promosi Febtatto, menyebutkan keterbatasan, dan memberikan rekomendasi untuk penelitian mendatang.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Deskripsi Data Responden

#### a. Responden Berdasarkan Jenis Kelamin

Tabel 1 Jenis Kelamin Responden.

Jenis Kelamin	Jumlah	Persentase
Laki-laki	25	25%
Perempuan	75	75%
Total	100	100%

Dari data pada tabel 1, sebanyak 25% responden adalah laki-laki, sementara 75% sisanya perempuan. Hal ini menunjukkan dominasi responden perempuan dalam penelitian ini. Kesimpulannya, perempuan cenderung lebih aktif dan tertarik pada promosi serta *live streaming* Febtatto di Shopee, sehingga lebih banyak berpartisipasi dalam pengisian kuesioner.

#### b. Responden Berdasarkan Usia

Tabel 2 Usia Responden.

Kelompok Usia	Jumlah	Persentase
17 – 20 Tahun	15	15%
21-25 Tahun	82	82%
26-30 Tahun	2	2%
31-37 Tahun	1	1%
Total	100	100%

Berdasarkan tabel 2, mayoritas responden berusia 21-25 tahun sebanyak 82% dari total responden. Kelompok usia

17-20 tahun menempati posisi kedua dengan 15%, diikuti usia 26-30 tahun sebesar 2%, dan usia 31-37 tahun sebesar 1%. Data ini menunjukkan bahwa sebagian besar responden adalah individu di awal usia dua puluhan, yang cenderung lebih aktif berbelanja secara daring, mengikuti promosi digital, dan menjadi target utama strategi pemasaran seperti promosi dan *live streaming*.

### c. Responden Berdasarkan Pekerjaan

**Tabel 3** Pekerjaan Responden.

Pekerjaan	Jumlah	Persentase
Pelajar	5	5%
Mahasiswa/Mahasiswi	65	65%
Karyawan Swasta	9	9%
Wirasaha	7	7%
Sales/Marketing	2	2%
Freelancer	2	2%
Atlet	1	1%
PNS	2	1%
Guru	1	1%
HRD	1	1%
Akuntan	1	1%
Tidak Bekerja	4	4%
Total	100	100%

Berdasarkan tabel 3, mayoritas responden, yaitu 65% atau 65 orang, berstatus mahasiswa. Hal ini wajar karena mahasiswa lebih aktif berinteraksi dengan *platform digital* seperti *e-commerce* dan promosi daring. Responden lainnya terdiri dari karyawan swasta (9%), wirasaha (7%), dan pelajar (5%). Sementara itu, kategori *freelance*, *sales/marketing*, dan PNS masing-masing diwakili oleh 2% responden. Jenis pekerjaan lain seperti guru, HRD, akuntan, dan atlet masing-masing hanya diwakili oleh 1 orang, sedangkan 4% responden menyatakan tidak memiliki pekerjaan.

## 3.2 Analisis Data

### a. Evaluasi Model Pengukuran (*Outer Model*) dan validasi

**Tabel 4** Evaluasi Model Pengukuran.

Indikator	Factor Loading	Composite Reliability	AVE
SP1	0.798		
SP2	0.788		
SP3	0.782	0.893	0.626
SP4	0.785		
SP5	0.803		
LS1	0.799		
LS2	0.799		
LS3	0.778		
LS4	0.8	0.925	0.638
LS5	0.855		
LS6	0.777		
LS7	0.78		
EP1	0.869		
EP2	0.775	0.916	0.685
EP3	0.828		

Indikator	Factor Loading	Composite Reliability	AVE
EP4	0.827		
EP5	0.838		
IB1	0.798		
IB2	0.766		
IB3	0.83	0.902	0.647
IB4	0.82		
IB5	0.806		

PP= Sales Promotion; LS= Live Streaming; EP= Emosi Positif; IB= Impulse Buying

Berdasarkan tabel 4, seluruh indikator konstruk memiliki nilai  $>0.7$ , menunjukkan validitas konvergen yang baik. Indikator dengan nilai terendah adalah PI2 (0.766), sedangkan nilai tertinggi adalah EP1 (0.869), menandakan korelasi yang kuat antara indikator dan konstruk laten masing-masing.

Selain itu, nilai *Composite Reliability* (CR) untuk semua konstruk berada di atas 0.6, yang menunjukkan reliabilitas sangat baik. *Sales Promotion* memiliki CR sebesar 0.893, *Live Streaming* 0.925, Emosi Positif 0.916, dan *Impulse Buying* 0.902. Hasil ini mengindikasikan bahwa semua konstruk memenuhi kriteria reliabilitas tinggi.

Nilai *Average Variance Extracted* (AVE) juga menunjukkan validitas konvergen yang baik, dengan seluruh nilai di atas 0.5. Emosi Positif memiliki nilai AVE tertinggi (0.685), sedangkan *Sales Promotion* memiliki nilai terendah (0.626). Hal ini menunjukkan bahwa setiap konstruk mampu menjelaskan lebih dari 50% varian indikatornya dengan baik.

**Tabel 5.** *Cross Loading.*

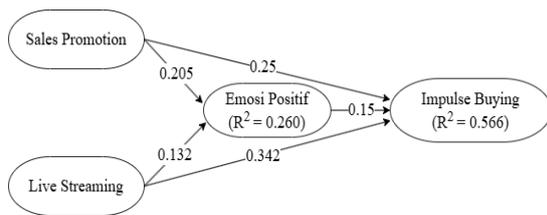
Indikator	EP	LS	IB	SP
SP1	0.379	0	0.359	0.798
SP2	0.259	0.052	0.395	0.788
SP3	0.389	0.109	0.431	0.782
SP4	0.261	-0.056	0.387	0.785
SP5	0.282	0.047	0.394	0.803
LS1	0.193	0.799	0.439	0.077
LS2	0.229	0.799	0.461	-0.012
LS3	0.261	0.778	0.425	0.075
LS4	0.14	0.8	0.268	-0.054
LS5	0.359	0.855	0.52	0.084
LS6	0.367	0.777	0.361	0.038
LS7	0.208	0.78	0.362	-0.026
EP1	0.869	0.274	0.543	0.324
EP2	0.775	0.197	0.382	0.195
EP3	0.828	0.31	0.48	0.398
EP4	0.827	0.221	0.44	0.355

Indikator	EP	LS	IB	SP
EP5	0.838	0.332	0.515	0.359
IB1	0.507	0.387	0.798	0.451
IB2	0.454	0.385	0.766	0.334
IB3	0.503	0.495	0.83	0.365
IB4	0.384	0.44	0.82	0.462
IB5	0.471	0.39	0.806	0.39

SP= Sales Promotion; LS= Live Streaming; EP= Emosi Positif; IB= Impulse Buying

Berdasarkan tabel 5, hasil *cross loading* menunjukkan bahwa setiap indikator memenuhi kriteria validitas diskriminan, dengan nilai loading faktor lebih tinggi pada konstruk terkait dibandingkan konstruk lainnya. Sebagai contoh, indikator SP1 pada *Sales Promotion* memiliki nilai loading faktor sebesar 0.798, lebih tinggi dibandingkan nilai pada *Live Streaming* (0), Emosi Positif (0.379), dan *Impulse Buying* (0.359). Pola serupa terlihat pada indikator LS1-LS7, EP1-EP5, dan IB1-IB5, yang mengonfirmasi validitas diskriminan yang baik untuk seluruh konstruk.

Evaluasi Model Struktural (*Inner Model*)



Gambar 2 Evaluasi Model Struktural.

Berdasarkan gambar 2, nilai R-square untuk Emosi Positif adalah 0.260, yang berarti *Sales Promotion* dan *Live Streaming* menjelaskan 26% variabilitas Emosi Positif, menunjukkan pengaruh yang lemah. Sementara itu, nilai R-square untuk *Impulse Buying* adalah 0.566, menunjukkan bahwa *Sales Promotion*, *Live Streaming*, dan Emosi Positif secara bersama-sama menjelaskan 56.6% variabilitas *Impulse Buying*, yang tergolong pengaruh cukup kuat.

Analisis f-square menunjukkan besarnya pengaruh antar variabel independen terhadap variabel dependen. Berdasarkan tabel :

- *Sales Promotion* memiliki pengaruh sedang terhadap *Impulse Buying* (f-square = 0.25) dan Emosi Positif (f-square = 0.205).
- *Live Streaming* memiliki pengaruh sedang terhadap *Impulse Buying* (f-square = 0.342) dan pengaruh lemah terhadap Emosi Positif (f-square = 0.132).
- Emosi Positif memiliki pengaruh lemah terhadap *Impulse Buying* (f-square = 0.15).

Hasil ini memberikan gambaran tentang kekuatan hubungan dan pengaruh masing-masing variabel dalam model penelitian.

Uji Hipotesis

Tabel 6 Uji Hipotesis.

Hipotesis	Path Coefficient	Hasil	
H1	SP → IB	0.362	Didukung
H2	SP → EP	0.39	Didukung
H3	LS → IB	0.41	Didukung
H4	LS → EP	0.312	Didukung
H5	EP → IB	0.296	Didukung

SP= Sales Promotion; LS= Live Streaming; EP= Emosi Positif; IB= Impulse Buying

Berdasarkan hasil uji hipotesis pada tabel 6 di atas dapat disimpulkan bahwa hipotesis 1 (SP → IB) menunjukkan pengaruh positif dan signifikan dengan *Path Coefficient* 0.362, t-statistik 6.184, dan nilai P 0. Hipotesis 2 (SP → EP) juga signifikan dengan *Path Coefficient* 0.39, t-statistik 4.601, dan nilai P 0. Hipotesis 3 (LS → IB) memiliki pengaruh paling kuat dengan *Path Coefficient* tertinggi sebesar 0.41, t-statistik 7.298, dan nilai P 0. Hipotesis 4 (LS → EP) memiliki *Path Coefficient* 0.312, t-statistik 4.601, dan nilai P 0, sementara Hipotesis 5 (EP → IB) menunjukkan pengaruh terendah dengan *Path Coefficient* 0.296, t-statistik 4.384, dan nilai P 0.

Uji Mediasi

Tabel 7 Uji Mediasi.

Hubungan Konstruk	Path Coefficient	t-statistik	P values
SP -> EP -> IB	0.115	3.394	0.001
LS -> EP -> IB	0.093	3.027	0.002

SP= Sales Promotion; LS= Live Streaming; EP= Emosi Positif; IB= Impulse Buying

Hasil uji mediasi pada tabel 7 menunjukkan bahwa Emosi Positif (EP) memiliki peran mediasi yang lemah. Pada hubungan SP → EP → IB, nilai *Path Coefficient* sebesar 0.115, t-statistik 3.394, dan P 0.001. Sedangkan pada hubungan LS → EP → IB, nilai *Path Coefficient* sebesar 0.093, t-statistik 3.027, dan P 0.002. Meskipun kedua hubungan signifikan secara statistik (P < 0.05), rendahnya nilai *Path Coefficient* menunjukkan bahwa peran mediasi Emosi Positif dalam menghubungkan variabel independen dengan *Impulse Buying* tergolong kecil.

3.3 Pembahasan

- Pengaruh *Sales Promotion* terhadap *Impulse Buying*  
*Sales promotion* berpengaruh positif signifikan *Impulse Buying* (*Path Coefficient* = 0.362; t-statistik = 6.184; p < 0.05), hal ini sesuai dengan penelitian Sukma dan Siregar [4], yang menunjukkan promosi yang menarik dapat mendorong pembelian spontan.
- Pengaruh *Sales Promotion* terhadap Emosi Positif:  
*Sales promotion* meningkatkan emosi positif pelanggan (*Path Coefficient* = 0.39; t-statistik = 4.601; p < 0.05), yang berkontribusi pada *Impulse Buying*, hal ini sesuai dengan yang ditemukan oleh Wulandari dan Prihatini [11].
- Pengaruh *Live Streaming* terhadap *Impulse Buying*:  
*Live streaming* memiliki pengaruh positif signifikan terhadap *Impulse Buying* (*Path Coefficient* = 0.41; t-

statistik = 7.298;  $p < 0.05$ ), hal ini sesuai dengan penelitian yang dilakukan oleh Sukma dan Siregar [4] bahwa interaksi langsung yang memicu keputusan pembelian spontan.

- d. Pengaruh *Live Streaming* terhadap Emosi Positif: *Live streaming* meningkatkan emosi positif pelanggan (Path Coefficient = 0.312; t-statistik = 4.601;  $p < 0.05$ ), sesuai dengan penelitian Wongkitrungrueng dan Assarut [13]. Hal ini dikarenakan interaksi langsung dapat memberikan pengalaman berbelanja yang menyenangkan sehingga pelanggan merasa senang, terhibur, dan terhubung, yang akan meningkatkan emosi positif mereka.
- e. Pengaruh Emosi Positif terhadap *Impulse Buying*: Emosi positif berpengaruh signifikan terhadap *Impulse Buying* (Path Coefficient = 0.296; t-statistik = 4.384;  $p < 0.05$ ), dimana perasaan senang dapat mendorong pembelian spontan.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan temuan pada penelitian yang telah melalui serangkaian langkah penelitian yang dilakukan dengan sebaik-baiknya, memberikan beberapa kesimpulan penting yaitu, sebagai berikut:

- Sales Promotion* yang ditawarkan oleh Febtatto di shopee secara signifikan terbukti mampu mempengaruhi perilaku *Impulse Buying* pelanggannya.
- Live Streaming* yang dilakukan oleh febtatto di shopee secara signifikan terbukti mampu mempengaruhi perilaku *Impulse Buying* pelanggannya.
- Sales Promotion* dan *Live Streaming* yang dilakukan oleh Febtatto di shopee secara signifikan terbukti mampu mempengaruhi perilaku *Impulse Buying* pelanggannya.

Febtatto di Shopee disarankan untuk memperkuat strategi promosi, seperti diskon eksklusif, *bundling* produk, dan *flash sale* berkala, serta meningkatkan kualitas *live streaming* dengan demonstrasi produk kreatif dan penawaran *eksklusif* selama sesi *live* untuk memicu emosi positif pelanggan. Selain itu, fokus pada konsumen perempuan dengan promosi dan produk yang sesuai preferensi mereka dapat lebih efektif.

Penelitian selanjutnya diharapkan menambah variabel lain seperti *purchase intention* atau konten pemasaran serta memperluas cakupan ke *platform* lain seperti TikTok Shop dan Lazada untuk memperkaya pemahaman tentang *Impulse Buying*.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Riska Anggraeni and I. E. Maulani, "Pengaruh Teknologi Informasi Terhadap Perkembangan Bisnis Modern," *Jurnal Sosial dan Teknologi (SOSTECH)*, vol. 3, no. 2, 2023.
- Nisaputra R., "Nilai transaksi e-commerce Indonesia diperkirakan capai US\$137,5 miliar pada 2025," Databoks Katadata. Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: <https://databoks.katadata.co.id/statistik/578053fb8bceef8/nilai-transaksi-e-commerce-indonesia-diperkirakan-capai-us1375-miliar-pada-2025>
- A. Ahdiat, "5 E-Commerce dengan Pengunjung Terbanyak Sepanjang 2023," Databoks Katadata. Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: <https://databoks.katadata.co.id/infografik/2024/01/15/5-e-commerce-dengan-pengunjung-terbanyak-sepanjang-2023>
- I. P. Sukma and S. Siregar, "Pengaruh Sales Promotion dan Live Streaming Shopping Terhadap Impulse Buying (Studi Pada Generasi Z Pengguna Shopee di Kabupaten Bekasi)," *Innovative: Journal Of Social Science Research*, vol. 4, pp. 11426–11439, 2024.
- V. Hochreiter, C. Benedetto, and M. Loesch, "The Stimulus-Organism-Response (S-O-R) Paradigm as a Guiding Principle in Environmental Psychology: Comparison of its Usage in Consumer Behavior and Organizational Culture and Leadership Theory 1," *Journal of Entrepreneurship and Business Development*, vol. 3, no. 1, pp. 7–16, 2023, doi: 10.18775/jebd.2806-8661.2021.31.5001.
- M. Apif, "Strategi Pemasaran Melalui Media Sosial dan E-Commerce Serta Perilaku Generasi Z dalam Pembelian Produk Skincare," Jul. 2024. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/382523809>
- E. S. Sulistiyawati and A. Widayani, "Marketplace Shopee Sebagai Media Promosi Penjualan UMKM di Kota Blitar," *Jurnal Pemasaran Kompetitif*, vol. 4, no. 1, p. 133, Oct. 2020, doi: 10.32493/jpkpk.v4i1.7087.
- J. Bisnis Kolega, W. Julitawaty, F. Willy, D. Thomas, and S. Goh, "Pengaruh Personal Selling dan Promosi Penjualan Terhadap Efektivitas Penjualan Ban Sepeda Motor PT. Mega Anugrah Mandiri," vol. 6, no. 1, 2020.
- S. Primadewi, W. Fitriyanti, K. Adhyasti, J. Sosial, and D. Teknologi, "Analisis Faktor yang Mempengaruhi Pembelian Impuls Pada Live Streaming E-Commerce Berdasarkan S-O-R (Stimulus-Organism-Response) Framework," vol. 2, no. 10, 2022.
- A. R. Putranto and G. C. Nirmala, "The Influence of Brand Personification Mascot, Ad Engagement, and Attitude Toward Brand Mediated by Positive

- Emotion and Their Influence on Purchase Intention at Tiket.Com,” *Formosa Journal of Applied Sciences*, vol. 3, no. 1, pp. 141–160, Jan. 2024, doi: 10.55927/fjas.v3i1.7679.
- [11] N. T. Wulandari and A. E. Prihatini, “Pengaruh Emosi Positif dan Promosi Penjualan Terhadap Perilaku Pembelian Impulsif pada Konsumen Shopee (Studi Kasus pada Mahasiswa Universitas Diponegoro),” *Jurnal Ilmu Administrasi Bisnis*, vol. 11, 2022.
- [12] D. Andina Wulandari and P. Edastama, “Pengaruh Gratis Ongkir, Flash Sale, dan Cashback atas Pembelian Impulsif yang Dimediasi Emosi Positif.”
- [13] A. Wongkitrungrueng and N. Assarut, “The role of live streaming in building consumer trust and engagement with social commerce sellers,” *J Bus Res*, vol. 117, pp. 543–556, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.08.032>.
- [14] L. F. Lina and L. Ahluwalia, “Customers’ impulse buying in social commerce: The role of flow experience in personalized advertising,” *Jurnal Manajemen Maranatha*, vol. 21, no. 1, pp. 1–8, Nov. 2021, doi: 10.28932/jmm.v21i1.3837.
- [15] N. Rahmawati, “Pengaruh Customer Experience Terhadap Electronic Word of Mouth dengan Brand Image sebagai Variabel Intervening,” 2024.

# Jurnal Informatika Terpadu

## Volume 11 No. 1 Tahun 2025

### Daftar Isi

<b>Penerapan Algoritma <i>Naive Bayes</i> dalam Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi KitaLulus di Google Play Store</b>	<b>1</b>
Dina Siti Nurrochmah, Nining Rahaningsih, Raditya Danar Dana, Cep Lukman Rohmat	
<b>Implementasi Algoritma <i>K-Means</i> untuk Pengelompokan Kecamatan Berdasarkan Produktivitas Tanaman Padi di Kabupaten Cirebon</b>	<b>12</b>
Rosa Rosiana, Willy Priharton, Fathurrohman	
<b>Pengembangan Sistem Informasi Presensi Berbasis <i>Global Positioning Systems</i> dan <i>Location-Based Service</i></b>	<b>20</b>
Prabowo Budi Utomo, Dona Wahyudi, M Mujiono	
<b>Analisis Faktor yang Memengaruhi Adopsi Aplikasi No Thanks dalam Mendukung Gerakan BDS terhadap Israel</b>	<b>29</b>
St. Nurmuhsina, Nuranisah, Maryam Hasnaa' Syamila, Muhammad Sayyid Ramadhan, Tiffany Nabarian	
<b>Implementasi Algoritma <i>Long Short-Term Memory</i> pada Isu Kenaikan Uang Kuliah Tunggal terhadap Minat Kuliah Mahasiswa</b>	<b>37</b>
Muhammad Saharullah Raiya, Muhammad Raihan Putra Khamil, Nur Fadillah, Rizal Adi Saputra	
<b>Analisis <i>Service Dominant Logic</i> Komunikasi Manusia vs <i>Chatbot</i> di Angkasa Pura Bandara Adi Soemarmo</b>	<b>44</b>
Gladys Berlian Sulistya, Yune Andryani Pinem	
<b>Analisis Sentimen Aplikasi SeaBank dengan Algoritma <i>Naive Bayes</i> untuk Optimalisasi Pelayanan</b>	<b>55</b>
Niken Zeliana Putri, Martanto, Arif Rinaldi Dikananda, Ahmad Rifa'i	
<b>Rancang Bangun Aplikasi Sistem Gudang Berbasis Web Menggunakan <i>Framework Laravel</i> dengan <i>Agile Development</i> Studi Kasus pada PT XYZ</b>	<b>63</b>
Abdullah Azzam Robbani, Bambang Harie Wiyono, Imam Haromain	
<b>Penerapan <i>UI/UX Design</i> pada <i>Website Pet Care</i> Berbasis Metode <i>Design Thinking</i></b>	<b>72</b>
Ahmad Hudzaifah, Reza Maulana	
<b>Pengaruh <i>Sales Promotion</i> dan <i>Live Streaming</i> terhadap <i>Impulse Buying</i>: Studi Kasus Produk Febtatto di Shopee</b>	<b>78</b>
Mega Agustin Azzahra, Salman Fathy Shiroth, Edi Wibowo	

#### Published by:

LPPM STT Terpadu Nurul Fikri

Jln. Raya Lenteng Agung, no. 20, Srengseng Sawah,  
Jagakarsa, Jakarta Selatan, DKI Jakarta 12640

Telp. 021 - 786 3191 WhatsApp. 0851 7444 3360

Email : [journal@nurulfikri.ac.id](mailto:journal@nurulfikri.ac.id)

Website : <https://journal.nurulfikri.ac.id/index.php/jit>

